



Universidad Autónoma de San Luis Potosí
Facultad de Ingeniería
Centro de Investigación y Estudios de Posgrado

**Desarrollo de un modelo de redes neuronales
artificiales para predecir las propiedades mecánicas
de aceros avanzados de alta resistencia**

T E S I S

Que para obtener el grado de
Maestro en Metalurgia e Ingeniería de Materiales

Presenta
Fís. Carlos Antonio Galicia Ruiz

Asesor
Dr. Emmanuel José Gutiérrez Castañeda

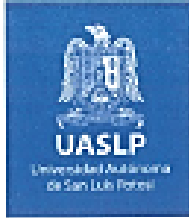
Co-asesor
Dr. Dirk Frederik De Lange

Tesis Financiada por el Fondo de Investigación Científica Básica
SEP-CONACYT No. A1-S-35877

San Luis Potosí, S. L. P.

Junio de 2022





21 de octubre de 2021

**FÍS. CARLOS ANTONIO GALICIA RUIZ
P R E S E N T E.**

En atención a su solicitud de Temario, presentada por los Dres. **Emmanuel José Gutiérrez Castañeda y Dirk Frederik De Lange**, Asesor y Coasesor de la Tesis que desarrollará Usted con el objeto de obtener el Grado de **Maestro en Metalurgia e Ingeniería de Materiales**, me es grato comunicarle que en la sesión del H. Consejo Técnico Consultivo celebrada el día 21 de octubre del presente, fue aprobado el Temario propuesto:

TEMARIO:

"Desarrollo de un modelo de redes neuronales artificiales para predecir las propiedades mecánicas de aceros avanzados de alta resistencia"

Introducción.

1. Métodos de procesamiento para la obtención de aceros avanzados de alta resistencia y uso de redes neuronales para predecir las propiedades mecánicas.
 2. Metodología empleada para la obtención y caracterización de un acero avanzado de alta resistencia, así como para el diseño y evaluación de la red neuronal artificial.
 3. Resultados y discusión de los efectos del tratamiento isotérmico bainítico sobre la microestructura y las propiedades mecánicas del acero experimental, y del desempeño de la red neuronal.
- Conclusiones.
Referencias.

"MODOS ET CUNCTARUM RERUM MENSURAS AUDEBO"

A T E N T A M E N T E

DR. EMILIO JORGE GONZÁLEZ GALVÁN
DIRECTOR.
DE SAN LUIS POTOSÍ
FACULTAD DE INGENIERÍA
DIRECCIÓN

www.uaslp.mx

Av. Manuel Nava 8
Zona Universitaria - CP 76200
San Luis Potosí, S.L.P.
tel. (444) 826 2130 al 39
fax (444) 826 2336

Copia. Archivo.
*etn.

Dedicatoria

A mis hermanas, Mariana Berenice y María José, mis compañeras y amigas siempre.

A Mariana Carolina, por siempre estar conmigo apoyándome en cada paso, estando a mi lado ante cada dificultad, siendo mi soporte en cada etapa.

A toda mi familia Ruiz Carrillo, y en especial a Gonzalo, Narda, Gustavo, Sergio, Armando, Ana, Lú, Adriana, Luis, Marco, Sebastián y Eduardo; no hay momento más feliz para mí que cuando estoy con ustedes. El llevar a cabo este proyecto alejado de ustedes, pero saber que están bien me hace estar infinitamente agradecido.

A mis padres, Claudia Ruiz y Carlos Galicia, porque soy reflejo de ustedes, y cada logro que yo adquiera es un logro que también les pertenece.

Nuevamente a todos mis amigos que han estado conmigo desde la licenciatura: Saúl Robledo, Braulio Castañón, Ángel Mora, Laura Calixto, Karla Gallardo, César Escalera, Daniel Escalera, Miguel Carreón, Carlos Waldo; cada uno forma parte de mí en pequeña o gran medida, y el apoyo que me han dado a lo largo de estos años y sobre todo en estos dos últimos años tan difíciles para todos me ha ayudado a lograr mis objetivos y aunque no se los recuerde siempre, estoy muy agradecido con ustedes.

Agradecimientos

Externo mi agradecimiento al Dr. Emmanuel Gutiérrez Castañeda, mi asesor de Tesis, que no solo ha cumplido su papel Institucional, sino que dedicó gran parte de su tiempo y energía en asesorarme, corregirme y enseñarme durante la realización de este trabajo de investigación. Sé que no pude haber tenido a una mejor persona y profesionalista como asesor y agradezco mucho haber sido su asesorado.

A mi Co-asesor Dr. Dirk Frederik De Lange y a mis revisores de tesis: Dr. Jorge García Rocha, Dr. Salvador Antonio Palomares Sánchez, Dra. Lilia Narváez Hernández, les agradezco por todos sus comentarios, sugerencias y observaciones, que hicieron de este documento un mejor trabajo.

A Ludwika Sagarminaga Calderón, por todo el apoyo técnico, científico, práctico y emocional a lo largo de toda la maestría. Eres un ejemplo de que las personas pueden ser bondadosas y buscar ayudar a los demás sin esperar nada a cambio.

A Cristian Mata por siempre brindarme su apoyo y su amistad a lo largo de los dos años cada vez que lo requería, y a Edgar Armendariz por aventurarse conmigo a adentrarse a nuevas áreas desconocidas para dos profanos de Ciencias.

A los trabajadores del instituto Alfredo Ruiz Prado, Francisco Núñez Ruiz y Rosa Lina Tovar Tovar, por siempre brindarme su apoyo en los diferentes laboratorios y talleres del instituto. Agradezco también al Dr. Arnoldo Bedolla Jacuinde, Dr. Armando Salinas Rodríguez, Dr. Rogelio Deaquino Lara, Dra. Rocío Saldaña Garcés, MMIM. Antonio Alberto Torres Castillo, por las facilidades técnicas para la realización del trabajo experimental.

A Carlos Mascorro, por el apoyo para ingresar a la maestría dejándome asistir a los cursos propedéuticos y demás trámites. Eres un gran persona y aun mejor amigo.

A la familia Méndez Muñoz, que formó una parte importante en mi desarrollo personal; aunque me sigo quedando dormido en las mañanas.

Por último, a El Pinin, donde pasé los mejores momentos durante esta maestría.

Resumen

En el presente trabajo, se investigaron los efectos del tiempo (30 s, 60 s y 120 s) y la temperatura (425 °C, 450 °C y 475 °C) de tratamiento isotérmico bainítico (IBT), sobre la microestructura y las propiedades mecánicas de aceros avanzados de alta resistencia (AHSS). Estas variaciones se realizaron con la finalidad de obtener aceros multifásicos bajo condiciones que pudieran emplearse en una línea de recocido y galvanizado continuo (LRGC). El tratamiento térmico de recocido se realizó en la región intercrítica a 820 °C durante 15 s, manteniéndose constantes estas condiciones, al igual que las velocidades de calentamiento y enfriamiento.

Se realizó un estudio de las transformaciones de fase a partir del comportamiento en las curvas de dilatación obtenidas mediante dilatometría y a partir del cálculo, con el programa JMatPro, de diagramas de transformación de fase en enfriamiento continuo (CCT). Los resultados obtenidos fueron correlacionados con los resultados de la caracterización microestructural obtenida mediante microscopía electrónica de barrido. La cuantificación de fases se realizó a partir del modelo matemático de multipicos, utilizando los valores del índice de calidad de imagen (IQ) obtenidos mediante difracción de electrones retrodispersados (EBSD). Las propiedades mecánicas: resistencia a la cedencia (Y_S), resistencia a la tensión (UTS) y elongación a fractura (E_f), fueron determinadas a partir de ensayos de tensión uniaxial utilizando probetas miniatura.

Los resultados muestran que los tratamientos térmicos aplicados al acero deformado en frío modificaron las microestructuras iniciales de ferrita y perlita a microestructuras multifásicas constituidas por ferrita, bainita y martensita, las cuales dan como resultado propiedades que caen dentro de la tercera generación de AHSS. A partir de la cuantificación de fases y de las propiedades mecánicas obtenidas, se desarrolló un modelo de redes neuronales artificiales para predecir el comportamiento mecánico de los aceros diseñados, considerando como neuronas de entrada los porcentajes de las distintas fases y como neuronas de salida las propiedades mecánicas. Los resultados muestran que el modelo desarrollado puede utilizarse como una buena aproximación para predecir el comportamiento mecánico de aceros AHSS obtenidos bajo condiciones que simulan LRGC.

Abstract

In the present work, the effects of time (30 s, 60 s and 120 s) and temperature (425 °C, 450 °C and 475 °C) of isothermal bainitic treatment (IBT) on the microstructure and mechanical properties of advanced high-strength steels (AHSS) are investigated. These variations were made to obtain multiphase steels under conditions that simulate continuous annealing and galvanizing lines. The annealing heat treatment was conducted in the intercritical region at 820 °C for 15 s, this temperature was kept constant as well as the heating and cooling rates.

The evolution of phase transformations was followed from the behavior in the dilation curves obtained by dilatometry and from the calculation, with JMatPro, of continuous cooling transformation diagrams (CCT). The results obtained were correlated with the results of the microstructural characterization obtained by scanning electron microscopy. Phase quantification was performed from the multi-peak model using image quality (IQ) values obtained by electron backscattered diffraction (EBSD). The mechanical properties: yield strength (YS), ultimate tensile strength (UTS) and elongation at fracture (E_f), were determined from uniaxial stress tests using miniature specimens.

The results show that, thermal treatments applied to the cold-rolled steel, modified the initial microstructures consisting of ferrite and pearlite, to multiphase microstructures constituted of ferrite, bainite and martensite, which lead to mechanical properties that can be classified as those of the third generation of AHSS. From the quantification of phases and the mechanical properties, an artificial neural network model was developed to predict the mechanical behavior of the designed steels, considering the percentages of the different phases as the input neurons, and the mechanical properties as the output neurons. The results show that the developed model can be used as an approach to predict the mechanical behavior of AHSS steels obtained under conditions that simulate LRGC.

CONTENIDO

Índice de figuras	viii
Índice de tablas	xii
Simbología y abreviaturas	xiii
Introducción	1
Justificación	4
Hipótesis	5
Objetivo general.....	5
Objetivos específicos	5
 Capítulo 1. Métodos de procesamiento para la obtención de aceros avanzados de alta resistencia y uso de redes neuronales para predecir las propiedades mecánicas	 6
1.1 Aceros de uso automotriz	6
1.1.1 Aceros avanzados de alta resistencia	6
1.1.2 Aceros con plasticidad inducida por transformación.....	9
1.2 Redes neuronales artificiales	12
1.3 Predicción de propiedades mecánicas en aceros avanzados de alta resistencia mediante redes neuronales artificiales.....	18
 Capítulo 2. Metodología empleada para la obtención y caracterización de un acero avanzado de alta resistencia, así como para el diseño y evaluación de la red neuronal artificial.....	 25
2.1 Fabricación y procesamiento del acero.....	27
2.2 Ciclos térmicos empleados para la obtención de aceros multifásicos	30
2.3 Técnicas de caracterización.....	32
2.3.1 Dilatometría	32

2.3.2 Absorción infrarroja y espectrometría de emisión óptica por chispa..	33
2.3.3 Difracción de electrones retrodispersados.....	35
2.3.4 Microscopía óptica.....	38
2.3.5 Ensayos de tensión uniaxial	39
2.4 Arquitectura de la red neuronal.....	41

Capítulo 3. Resultados y discusión de los efectos del tratamiento isotérmico bainítico sobre la microestructura y las propiedades mecánicas del acero experimental, y del desempeño de la red neuronal..... 43

3.1 Características microestructurales y químicas del material laminado en frío	43
3.2 Determinación de las temperaturas críticas de transformación de fase en calentamiento y enfriamiento continuo.....	46
3.3 Transformaciones de fase y microestructuras resultantes de los tratamientos térmicos.....	54
3.4 Cuantificación de fases mediante EBSD-IQ.....	67
3.5 Propiedades mecánicas.....	73
3.6 Validación y desempeño de la red neuronal artificial	78

Conclusiones 85

Índice de figuras

	Pág.
Figura 1. Relación entre la resistencia a la tensión y la elongación a fractura en aceros para uso automotriz [8].	8
Figura 2. Diagrama de esfuerzo vs deformación ingenieril de diferentes aceros avanzados de alta resistencia [40].	10
Figura 3. Representación esquemática de un ciclo térmico utilizado en líneas de recocido y galvanizado continuo y de los cambios de fase requeridos para obtener un acero TRIP [41].	11
Figura 4. Comparación de una neurona biológica con una neurona artificial [46].	13
Figura 5. Esquema del algoritmo de una neurona artificial [48].	14
Figura 6. Red neuronal artificial con n neuronas de entrada, m neuronas en su capa oculta y una neurona de salida [49].	15
Figura 7. Gráfica de una función sigmoide [51].	16
Figura 8. Diagrama de flujo de la fabricación del acero a escala laboratorio.	26
Figura 9. Diagrama de flujo de la caracterización del material.	27
Figura 10. Horno de inducción Power-Trak 35-96.	28
Figura 11. Lingote obtenido mediante fusión y colada.	28
Figura 12. a) Molino de laminación HILLE HELICON MK4, b) acero laminado en caliente hasta 2.3 mm y c) laminado en frío hasta 1.0 mm.	29
Figura 13. Cortadora de precisión de baja velocidad Buehler Isomet.	29
Figura 14. Representación esquemática de los ciclos térmicos que se utilizaron para la fabricación de láminas de aceros multifásicos.	30

Figura 15. Equipo y probetas utilizadas para los tratamientos térmicos y el análisis de transformaciones de fases: a) dilatómetro Linseis Rita L78, b) probetas para cuantificación de fases y c) probetas para ensayos de tensión uniaxial.	32
Figura 16. Determinador simultáneo de C y S marca Leco modelo CS 230.	34
Figura 17: Espectrómetro de emisión óptica por chispa marca Spectro modelo LabS.	34
Figura 18. Microscopio óptico Olympus GX51.	38
Figura 19. a) Muestra montada en baquelita y b) desbaste de la muestra.	39
Figura 20. Imagen que muestra una probeta miniatura tratada térmicamente.	40
Figura 21. Probeta miniatura utilizada para los ensayos de tensión uniaxial y el extensómetro MTS S/N 10531526.	40
Figura 22. Curva esfuerzo contra deformación ingenieril obtenida experimentalmente con el uso del extensómetro en una muestra tratada térmicamente.	41
Figura 23. Esquema de la red neuronal artificial de retropropagación.	42
Figura 24. Micrografía obtenida mediante microscopía óptica que muestra la microestructura del acero laminado en frío.	44
Figura 25. Micrografía obtenida mediante microscopía electrónica de barrido que muestra la microestructura del acero laminado en frío.	44
Figura 26. a) Curva de dilatación obtenida durante el calentamiento continuo del acero laminado en frío en función de la temperatura y b) determinación de la evolución de austenita transformada a partir de la curva de dilatación y la regla de la palanca.	47
Figura 27. Evolución de ferrita y austenita durante el calentamiento continuo del acero laminado en frío.	50
Figura 28. Curva de dilatación obtenida durante el enfriamiento continuo del acero laminado en frío en función de la temperatura.	51

Figura 29. Diagrama CCT calculado con la composición química del acero experimental a partir de una temperatura dentro del rango intercrítico.	52
Figura 30. Gráficas de tiempo contra temperatura obtenidas experimentalmente en función del tiempo y la temperatura de IBT: a) 425 °C, b) 450 °C y c) 475 °C.	55
Figura 31. Curvas tiempo contra ΔL obtenidas experimentalmente para una temperatura de tratamiento isotérmico bainítico de 425 °C y tiempo de permanencia de: a) 30 s, b) 60 s y c) 120 s.	57
Figura 32. Curvas tiempo contra ΔL obtenidas experimentalmente para una temperatura de tratamiento isotérmico bainítico de 450 °C y tiempo de permanencia de: a) 30 s, b) 60 s y c) 120 s.	58
Figura 33. Curvas tiempo contra ΔL obtenidas experimentalmente para una temperatura de tratamiento isotérmico bainítico de 475 °C y tiempo de permanencia de: a) 30 s, b) 60 s y c) 120 s.	59
Figura 34. Curvas tiempo contra ΔL obtenidas experimentalmente en muestras con 120 s de IBT y temperaturas de: a) 425°C, b) 450°C y c) 475°C.	60
Figura 35. Imágenes obtenidas mediante microscopía electrónica de barrido en muestras con temperatura de IBT de 425 °C y tiempos de permanencia de: a, b) 30 s, c, d) 60 s y e, f) 120 s.	64
Figura 36. Imágenes obtenidas mediante microscopía electrónica de barrido en muestras con temperatura de IBT de 450 °C y tiempos de permanencia de: a, b) 30 s, c, d) 60 s y e, f) 120 s.	65
Figura 37. Imágenes obtenidas mediante microscopía electrónica de barrido en muestras con temperatura de IBT de 475 °C y tiempos de permanencia de: a, b) 30 s, c, d) 60 s y e, f) 120 s.	66
Figura 38. Cuantificación de fases mediante EBSD-IQ en muestras con IBT a 425 °C durante: a) 30 s, b) 60 s y c) 120 s.	68

Figura 39. Cuantificación de fases mediante EBSD-IQ en muestras con IBT a 450 °C durante: a) 30 s, b) 60 s y c) 120 s.	69
Figura 40. Cuantificación de fases mediante EBSD-IQ en muestras con IBT a 475 °C durante: a) 30 s, b) 60 s y c) 120 s.	70
Figura 41. Efecto del tiempo y la temperatura de tratamiento isotérmico bainítico sobre la resistencia a la tensión.	75
Figura 42. Efecto del tiempo y la temperatura de tratamiento isotérmico bainítico sobre la resistencia a la cedencia.	76
Figura 43. Efecto del tiempo y la temperatura de tratamiento isotérmico bainítico sobre la elongación a fractura.	76
Figura 44. Representación esquemática de la RNA desarrollada.	78
Figura 45. Gráficas de los valores R de regresión en las diferentes etapas: a) entrenamiento, b) validación, c) prueba de la red y d) todos.	81
Figura 46. Histograma de error.	82
Figura 47. Rendimiento del entrenamiento calculado con el error cuadrático medio.	83
Figura 48. Estado de entrenamiento.	84

Índice de tablas

	Pág.
Tabla 1. Composición química del acero investigado por Hosseini (% peso) [15].	19
Tabla 2. Rangos de composiciones químicas utilizadas por Hosseini para complementar los datos de la RNA (% peso) [15].	19
Tabla 3. Parámetros utilizados por Hosseini para los tratamientos térmicos [15].	19
Tabla 4. Propiedades mecánicas de los aceros investigados por Hosseini [15].	19
Tabla 5. Porcentaje de fase y propiedades mecánicas de diversos aceros AHSS reportados por Jung y col. [18].	22
Tabla 6. Matriz de experimentos empleada para el desarrollo de este estudio.	31
Tabla 7. Composición química del acero experimental (% peso).	45
Tabla 8. Porcentaje de fases y microconstituyentes en función del tiempo y la temperatura del tratamiento isotérmico bainítico (% vol.).	71
Tabla 9. Propiedades mecánicas obtenidas en el acero laminado en frío.	74
Tabla 10. Propiedades mecánicas de muestras tratadas térmicamente obtenidas en función de las condiciones de IBT.	77

Simbología y abreviaturas

RNA	Red Neuronal Artificial.
EBSD	Difracción de electrones retrodispersados (por sus siglas en idioma inglés).
IQ	Índice de calidad de imagen (por sus siglas en idioma inglés).
IoT	Internet de las cosas (por sus siglas en idioma inglés).
LRGC	Línea de recocido y galvanizado continuo.
HSS	Aceros de alta resistencia (por sus siglas en idioma inglés).
AHSS	Aceros avanzados de alta resistencia (por sus siglas en idioma inglés).
TRIP	Aceros con transformación de fase inducida por plasticidad (por sus siglas en idioma inglés).
TWIP	Aceros con plasticidad inducida por maclado (por sus siglas en idioma inglés).
IF	Aceros libres de intersticiales (por sus siglas en idioma inglés).
MILD	Aceros de bajo carbono (por sus siglas en idioma inglés).
BH	Aceros endurecidos por homeado (por sus siglas en idioma inglés).
SSS	Aceros reforzados por solución sólida (por sus siglas en idioma inglés).
HSLA	Aceros de alta resistencia y baja aleación (por sus siglas en idioma inglés).
IS	Aceros isotrópicos (por sus siglas en idioma inglés).
DP	Aceros de doble fase (por sus siglas en idioma inglés).
CP	Aceros de fase compleja (por sus siglas en idioma inglés).
MART	Aceros martensíticos (por sus siglas en idioma inglés).
IBT	Tratamiento isotérmico bainítico (por sus siglas en idioma inglés).

α	Fase ferrita en el acero con estructura cristalina cúbica centrada en el cuerpo.
γ	Fase austenita en el acero con estructura cristalina cúbica centrada en las caras.
α'	Fase martensita en el acero con estructura cristalina tetragonal centrado en el cuerpo.
α_B	Microconstituyente metaestable del acero (bainita) consistente de un agregado de placas ferrita y partículas de cementita.
Fe_3C	Carburo de hierro formado en el sistema Fe- Fe_3C con estructura cristalina ortorrómbica.
γ_R	Austenita retenida a temperatura ambiente.
PF	Ferrita poligonal (por sus siglas en idioma inglés).
AF	Ferrita acicular (por sus siglas en idioma inglés).
GB	Bainita granular (por sus siglas en idioma inglés).
BF	Ferrita bainítica (por sus siglas en idioma inglés).
M	Fase martensita en el acero.
Ac_1	Temperatura crítica de transformación de fase en calentamiento continuo a partir de la cual comienza a formarse la austenita.
Ac_3	Temperatura crítica de transformación de fase en calentamiento continuo a partir de la cual la fase estable es la austenita.
M_s	Temperatura de inicio de la transformación martensítica.
M_f	Temperatura del fin de la transformación martensítica.
E_f	Elongación a fractura.

YS	Resistencia a la cedencia (por sus siglas en idioma inglés).
UTS	Resistencia a la tensión (por sus siglas en idioma inglés).
TTT	Diagrama tiempo-temperatura-transformación.
CCT	Diagrama de transformación de fase en enfriamiento continuo (por sus siglas en idioma inglés).
CI	Índice de confianza (por sus siglas en idioma inglés).
T_{RI}	Temperatura en el recocido intercrítico.
t_{RI}	Tiempo en el recocido intercrítico.
T_{IBT}	Temperatura en el tratamiento isotérmico bainítico.
t_{IBT}	Tiempo en el tratamiento isotérmico bainítico.
L_o	Longitud inicial de la muestra.
L_f	Longitud final de la muestra.
T_f	Temperatura de fusión
BCC	Cúbico centrado en el cuerpo (por sus siglas en idioma inglés).
FCC	Cúbico centrado en las caras (por sus siglas en idioma inglés).
ULSAB	Carrocerías de vehículos ultraligeras (por sus siglas en idioma inglés).
AVC	Conceptos avanzados de vehículos (por sus siglas en idioma inglés).
ECM	Error cuadrático medio

Introducción

En los últimos años, la industria automotriz ha crecido significativamente gracias a la instalación y ampliación de grandes armadoras que ya operan en diferentes zonas del país, y que han llevado a los Estados Unidos Mexicanos a ser el séptimo mayor productor de automóviles a nivel mundial y el primero en Latinoamérica. Esta industria ha crecido significativamente en la última década; simplemente, entre el año 2012 y el 2018, se reportó una inversión de \$13,700 millones de dólares en este sector [1]. México exporta casi el 95% de los autos que produce (299,707 solo en abril del 2019), siendo Estados Unidos de América su principal socio comercial ya que el 80% de estos autos son enviados a este país [2].

La industria es tan importante en México que, a pesar de los problemas actuales (guerra de precios de petróleo de Rusia contra Arabia y la pandemia de Covid-19), la inversión de las grandes empresas no se ha frenado. Algunas empresas como: Ford, Nissan, Toyota y Volkswagen, han invertido más de 2,000 millones de dólares en las plantas de México para producir nuevos modelos [3]. Desafortunadamente, la mayor cantidad de los aceros especiales utilizados por las armadoras de vehículos en México es importado de países como Alemania, Canadá, China, Corea, Estados Unidos de América y Japón [4]. Por fortuna, algunas empresas siderúrgicas nacionales han externado su interés por participar en este mercado teniendo el desafío de mejorar la calidad de sus productos y desarrollar nuevos grados de acero para así poder competir, a nivel mundial, con los proveedores de acero automotriz de las armadoras de autos en México.

Entre las exigencias actuales de la industria automotriz se encuentra la reducción del peso de los vehículos, ya que es una forma eficiente para reducir las emisiones de gases de efecto invernadero. Los aceros avanzados de alta resistencia (AHSS), son candidatos prometedores para satisfacer esta necesidad debido a que permiten reducir en gran medida el peso de muchas de las partes que constituyen un automóvil [5]. Por lo tanto, pueden contribuir con la reducción de emisiones de gases de efecto invernadero, permitiendo una mejor calidad del mundo en que vivimos. Aunque en la actualidad se han desarrollado comercialmente aceros avanzados de la primera y la segunda generación, aquellos

conocidos como de tercera generación aún están en desarrollo [6]. Desde el punto de vista científico y tecnológico, esta situación representa un área de oportunidad y una gran motivación para su desarrollo.

Para la fabricación de aceros avanzados de alta resistencia en líneas de recocido y galvanizado continuo se requiere conocer la cinética de las transformaciones de fase; los cambios en la composición química y los esfuerzos inducidos al acero, afectan la respuesta del material al tratamiento térmico debido a cambios en la cinética de las transformaciones de fase y en la microestructura resultante, las cuales finalmente determinan las propiedades mecánicas del producto final [7]. En la actualidad, existe poca información estrictamente enfocada en los efectos de los ciclos térmicos que simulen líneas de recocido y galvanizado continuo sobre las microestructuras y las propiedades mecánicas resultantes en aceros multifásicos para aplicaciones automotrices [8]. Los aceros multifásicos de tercera generación son considerados por los propios ejecutivos y productores de acero como los más importantes en términos de sustentabilidad, seguridad y costo.

En los últimos años ha surgido una cuarta revolución industrial, conocida como la industria 4.0. Esta industria hace énfasis en la tecnología digital de los últimos años y lo lleva a un nuevo nivel con la ayuda de la interconectividad a través del llamado Internet de las Cosas (IoT), el cual hace referencia al acceso de datos en tiempo real y la introducción de los sistemas ciberfísicos [9]. Lo que ofrece la industria 4.0 es un enfoque más integral, interrelacionado y holístico de la manufactura, conectando lo físico con lo digital y permitiendo una mejor colaboración y acceso para todos [9]. Permite aprovechar datos instantáneos para aumentar la productividad, mejorar los procesos e impulsar el crecimiento. Una manera de lograr esto es mediante el uso de redes neuronales artificiales (RNA).

Las RNA se utilizan en los casos en que pareciera no haber un modelo identificable en el fenómeno que se quiere describir, pero se cuenta con diversos ejemplos de entrada; además de que son de gran utilidad para comportamientos no lineales y sistemas más caóticos [10]. Las RNA son un modelo computacional vagamente inspirado en el comportamiento observado en su homólogo biológico: el cerebro humano. Esto ya que se trata de reproducir el comportamiento en conjunto de las neuronas humanas.

El cerebro funciona gracias a la transmisión de información entre las neuronas (u otras células receptoras o efectoras) mediante impulsos electroquímicos. El cerebro consiste en uno o varios billones de neuronas densamente interconectadas [10]. El axón (salida) de la neurona se ramifica y está conectada a las dendritas (entradas) de otras neuronas a través de uniones llamadas sinapsis [10]. En las RNA, la unidad análoga a la neurona biológica es el elemento procesador, el cual tiene varias entradas y las combina, normalmente con una suma básica [10]. La suma de las entradas es modificada por una función de transferencia y el valor de la salida de esta función de transferencia se pasa directamente a la salida del elemento procesador. La salida del procesador se puede conectar a las entradas de otras neuronas artificiales mediante conexiones ponderadas correspondientes a la eficacia de la sinapsis de las conexiones neuronales [10].

Las RNA se han utilizado para resolver múltiples problemas, desde las ciencias sociales y económicas (detección de fraudes, predicción de precios, reconocimiento facial) hasta las ciencias de la salud (predicción de supervivencia de pacientes, predicción de tipos de cáncer, localización de proteínas) [11-14]. En el caso de aceros de alta resistencia convencionales (HSS) y aceros avanzados de alta resistencia (AHSS) se han reportado resultados satisfactorios para predecir el comportamiento mecánico de dichos aceros [15-18].

En el presente trabajo se buscó desarrollar una red neuronal artificial para predecir el comportamiento mecánico de aceros avanzados de alta resistencia obtenidos bajo diferentes condiciones de tratamiento isotérmico bainítico, empleando tiempos y temperaturas que pueden ser reproducibles a escala industrial. Las neuronas de entrada fueron la proporción de las fases (ferrita, martensita) y microconstituyentes (bainita) que resultaron de los tratamientos térmicos, las cuales fueron identificadas y cuantificadas mediante difracción de electrones retrodispersados utilizando el índice de calidad de imagen (IQ). Asimismo, las neuronas de salida fueron las propiedades mecánicas: elongación a fractura, resistencia a la cedencia y resistencia última a la tensión, las cuales fueron determinadas mediante ensayos de tensión uniaxial. La evolución de las fases fue analizada a partir de un análisis dilatométrico y del cálculo de diagramas de transformación de fase en enfriamiento continuo (CCT).

Justificación

Algunas empresas nacionales han externado su interés por desarrollar nuevos grados de acero automotriz para satisfacer las demandas de esta industria, pretendiendo ser los principales proveedores de este tipo de acero en nuestro país [19]. Desafortunadamente, existe poca información referente a los efectos de las variables de los procesos de recocido y galvanizado continuo sobre las microestructuras y propiedades mecánicas resultantes en aceros multifásicos para aplicaciones automotrices. Desde el punto de vista científico y tecnológico, la obtención de aceros avanzados de alta resistencia (AHSS) de tercera generación bajo condiciones que simulan un proceso industrial representa un área de oportunidad y una gran motivación para su desarrollo.

Recientemente, Bryan Navarrete y col. [20], obtuvieron AHSS multifásicos de tercera generación empleando condiciones que simulan líneas de recocido y galvanizado continuo (LRGC). Se realizó un estudio computacional de los efectos de la composición química sobre el comportamiento de diagramas de enfriamiento continuo (CCT) y se realizó la predicción de las propiedades mecánicas mediante regresión lineal múltiple en función de la composición química. Sin embargo, no se consideró la cantidad de las fases resultantes en el modelo propuesto sobre las propiedades mecánicas, ni tampoco se consideraron los efectos combinados de la temperatura y del tiempo de tratamiento isotérmico bainítico (IBT) en el modelo de regresión múltiple propuesto [20]. Debido a que estas variables del proceso, afectan significativamente el tipo y la cantidad de fases, así como las propiedades mecánicas resultantes [18], el uso de redes neuronales artificiales representa una herramienta potencial para predecir las propiedades mecánicas de aceros multifásicos con distintos tipos y cantidades de fases y/o microconstituyentes.

En el presente trabajo de investigación, se desarrolló un modelo de redes neuronales artificiales para predecir el comportamiento mecánico de aceros multifásicos obtenidos bajo distintas condiciones de IBT, generando así información científica acerca de los efectos de ciclos térmicos que simulen líneas de recocido y galvanizado continuo sobre la microestructura, transformaciones de fase y propiedades mecánicas de aceros avanzados de alta resistencia multifásicos.

Hipótesis

Si se desarrolla un modelo de redes neuronales artificiales a partir de los porcentajes de fases y microconstituyentes, y de las propiedades mecánicas en función del tiempo y la temperatura del tratamiento isotérmico bainítico, se pueden predecir las propiedades mecánicas de un acero avanzado de alta resistencia multifásico.

Objetivo general

Desarrollar una red neuronal artificial para predecir el comportamiento mecánico de aceros multifásicos, en función de la cantidad de fases y microconstituyentes obtenidos durante el tratamiento isotérmico bainítico.

Objetivos específicos

- Promover la obtención de aceros multifásicos a partir de un tratamiento térmico de recocido intercrítico y de variaciones en el tratamiento isotérmico bainítico. Esto para producir intencionalmente distintas proporciones de fases, microconstituyentes y propiedades mecánicas.
- Realizar un estudio in-situ de las transformaciones de fase durante los ciclos térmicos investigados a partir de los cambios en las curvas de dilatación obtenidas mediante dilatometría.
- Realizar un análisis cuantitativo de las fases y microconstituyentes a partir de valores numéricos del índice de calidad de imagen obtenidos mediante difracción de electrones retrodispersados.
- Predecir las propiedades mecánicas de aceros avanzados de alta resistencia multifásicos a partir del modelo de redes neuronales propuesto.

Capítulo 1. Métodos de procesamiento para la obtención de aceros avanzados de alta resistencia y uso de redes neuronales para predecir las propiedades mecánicas

1.1 Aceros de uso automotriz

1.1.1 Aceros avanzados de alta resistencia

Hasta hace algunos años, varios componentes automotrices como carrocerías y partes de refuerzo eran fabricados utilizando aceros convencionales como los aceros de bajo carbono (MILD), aceros libres de intersticiales (IF), aceros isotrópicos (IS), aceros endurecidos por homeado (BH), aceros endurecidos por solución sólida (SSS) y aceros de alta resistencia y baja aleación (HSLA) (Figura 1) [8]. Sin embargo, debido a las exigencias actuales de la industria automotriz se busca mejorar la seguridad de los pasajeros y reducir el consumo de combustible, y al mismo tiempo a reducir los costos y el impacto ambiental [21].

Para esto se requieren modificaciones tanto en el diseño del vehículo como en la selección de los materiales utilizados para la fabricación de sus componentes. Los aceros avanzados de alta resistencia (AHSS), (Figura 1), son considerados como candidatos prometedores para satisfacer estas necesidades debido a que permiten reducir en gran medida el peso de muchas de las partes que constituyen a un automóvil [22]. Estos aceros son el resultado de los proyectos como “Carrocerías de vehículos ultraligeras” (ULSAB, [23]) y “Conceptos avanzados de vehículos” (AVC, [24]), que son asistidos por empresas fabricantes de acero a nivel mundial y que enfocan sus avances en los conceptos de diseño de bajo peso y el uso extensivo de AHSS para la fabricación de componentes de menor peso [25]. Los AHSS como los de fase compleja (CP), doble fase (DP), plasticidad inducida por transformación (TRIP) y martensíticos (MART), Figura 1, difieren de los aceros al carbono convencionales en su composición química y microestructura. Las altas

resistencias obtenidas son logradas principalmente a través de la modificación de su microestructura durante el proceso de fabricación [26-27].

Los aceros avanzados de alta resistencia se distinguen por tener resistencias al límite de fluencia mayores a 300 MPa y resistencias a la tensión mayores a 600 MPa. Son aceros multifásicos que contienen ferrita, bainita, austenita retenida y martensita en cantidades apropiadas para producir propiedades mecánicas excepcionales [28]. Caso contrario a los aceros de alta resistencia convencionales (HSS), en los que la ductilidad disminuye conforme aumenta la resistencia, los AHSS combinan una alta resistencia y alta formabilidad (Figura 1) [8]. Estos últimos, son utilizados para la fabricación de componentes en donde se requiere alta resistencia al impacto, rigidez y resistencia a la tensión, que se traducen en una mayor tenacidad [29]. La mayor tenacidad se deriva de efectos acumulativos tales como tamaño de grano fino, endurecimiento por solución sólida sustitucional e intersticial, endurecimiento por precipitación y endurecimiento por transformación de fase [30-31].

Los aceros pueden clasificarse en tres generaciones; la primera generación se desarrolló a partir de la modificación de aceros de bajo carbono mediante la adición de ciertos elementos de aleación. Los aceros de baja aleación y alta resistencia (HSLA) fueron desarrollados por cambios en la composición química y la combinación de diferentes mecanismos de endurecimiento, provocando un aumento en la resistencia, pero con menor elongación [28]. Los aceros HSLA permitieron posteriormente la obtención de aceros DP, TRIP y martensíticos, todos con mayor resistencia a expensas de menor elongación a la fractura [32-33]. La segunda generación de AHSS se caracteriza por microestructuras totalmente austeníticas obtenidas mediante la adición de cantidades significativas de elementos de aleación como Mn, Si y Al [30-31, 34-35]. Aunque el objetivo de aumentar significativamente tanto las características de resistencia como de elongación se puede cumplir en estos materiales, éstos rara vez se usan en la industria automotriz debido a sus altos costos y desafíos relacionados a la soldabilidad, galvanizado y alto desgaste de troqueles para su conformado, en comparación con otros aceros [36-37]. La tercera generación de AHSS busca lograr una mejor combinación resistencia/ductilidad que los aceros de primera generación, pero a un menor costo y con una mejor soldabilidad que los aceros de tercera generación [25-26, 28-29].

Los aceros AHSS de 3era generación se encuentran todavía en desarrollo por los productores de aceros [38], lo que representa desde el punto de vista científico y tecnológico, un área de oportunidad y una gran motivación para su desarrollo. El enfoque clásico para el desarrollo de los diversos grados de AHSS se da en dos vías: (i) el uso de combinaciones especiales de elementos aleantes y (ii) control de velocidades de enfriamiento, con el fin de desarrollar la formación de la microestructura requerida [39].

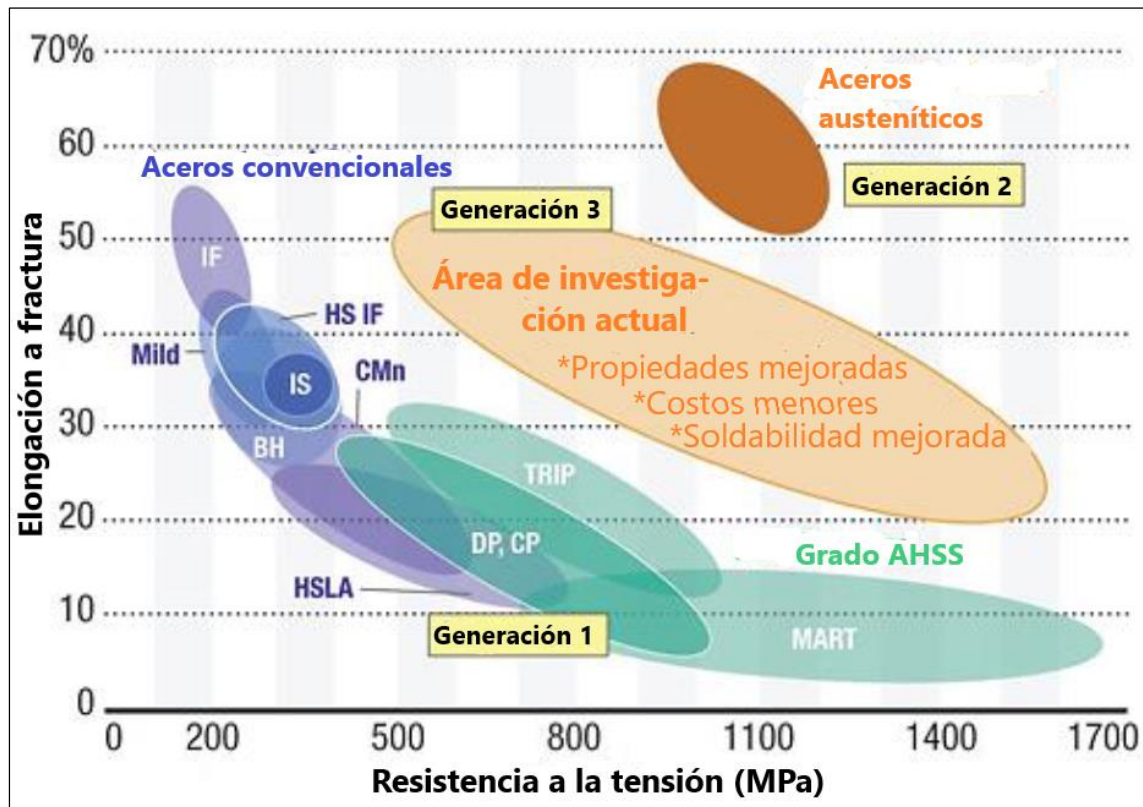


Figura 1. Relación entre la resistencia a la tensión y la elongación a fractura en aceros para uso automotriz [8].

Recientemente, Bryan Navarrete y col. [20], obtuvieron aceros multifásicos de tercera generación empleando condiciones que simulan líneas de recocido y galvanizado continuo. Realizaron un estudio computacional de los efectos de la composición química sobre el comportamiento de diagramas de transformación en enfriamiento continuo y propusieron un modelo de regresión lineal múltiple para predecir el comportamiento mecánico de aceros AHSS de tercera generación en función de la composición química [20]. En dicho estudio,

no se consideró la cantidad de las fases resultantes para la predicción de las propiedades mecánicas, ni tampoco se investigaron los efectos combinados de la temperatura y del tiempo de tratamiento isotérmico bainítico para la generación del modelo de regresión múltiple propuesto [20].

Considerando que dichas variables afectan significativamente la microestructura de los aceros resultantes, y consecuentemente las propiedades mecánicas del material, los resultados reportados por Bryan Navarrete y col. [20], representan una gran motivación para investigar los efectos del tiempo y la temperatura de tratamiento isotérmico bainítico para la obtención de aceros multifásicos bajo condiciones que simulan líneas de recocido y galvanizado continuo. En este sentido, el desarrollo de un modelo de redes neuronales artificiales (RNA) puede ser una herramienta potencial para correlacionar la cantidad de fases y/o microconstituyentes con las propiedades mecánicas. El presente trabajo busca desarrollar un modelo de RNA para predecir las propiedades mecánicas de AHSS multifásicos obtenidos bajo condiciones que simulan un proceso de recocido y galvanizado continuo.

1.1.2 Aceros con plasticidad inducida por transformación

Dentro del desarrollo de aceros de tercera generación se ha puesto especial interés en la fabricación de los TRIP, los cuales contienen microestructuras multifásicas (ferrita, bainita, austenita, e incluso pequeñas cantidades de martensita), que resultan en excelentes relaciones de resistencia/elongación con bajos contenidos de aleación, pudiendo ser obtenidos a un bajo costo.

Como se observa en la Figura 2, los aceros TRIP exhiben una mejor combinación de resistencia/deformación a fractura, que en los aceros de doble fase (DP) o en los aceros de alta resistencia y baja aleación (HSLA).

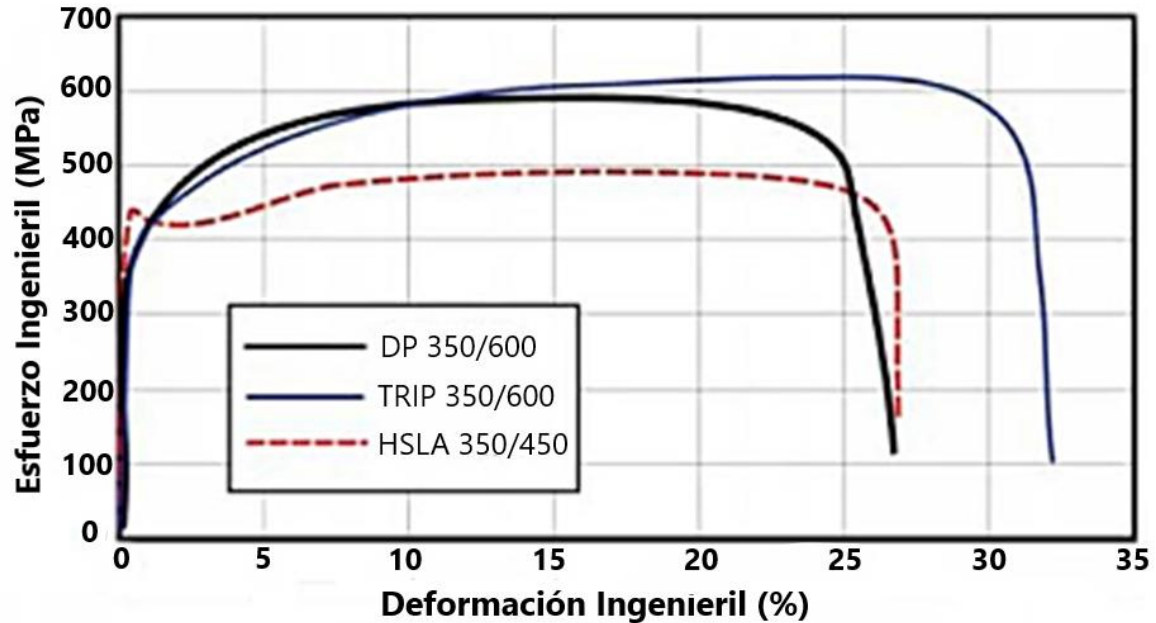


Figura 2. Diagrama de esfuerzo vs deformación ingenieril de diferentes aceros avanzados de alta resistencia [40].

Una manera de obtener un acero TRIP es aplicando un recocido intercrítico para promover la formación de ferrita + austenita, seguido de un enfriamiento y la aplicación de un tratamiento isotérmico para promover la transformación de austenita a bainita; de ahí el nombre de tratamiento isotérmico bainítico (IBT). De esta manera, es posible obtener la microestructura requerida en estos aceros. La Figura 3 muestra una representación esquemática de un ciclo térmico requerido para la fabricación de láminas de aceros TRIP en líneas de recocido y galvanizado continuo. Como se puede observar, es necesario que durante el recocido del acero se promueva la formación de austenita; durante la etapa del IBT (donde ocurre el galvanizado), es necesario promover la transformación de austenita a bainita, y si durante el enfriamiento final se evita la transformación a martensita, es posible obtener microestructuras a base de ferrita, bainita y austenita retenida. Sin embargo, si esta última se forma durante el enfriamiento, es posible obtener aceros con microestructuras también multifásicas pero consistentes de una mezcla de: ferrita, bainita y martensita. Por lo general, el procesamiento a nivel industrial involucra un recocido a temperaturas menores a 900 °C y una etapa de galvanizado a temperaturas entre 425 °C y 475 °C [7]. El tiempo del

ciclo térmico depende del espesor de las láminas pero, por lo general, pueden adaptarse a tiempos totales menores a 10 min [7].

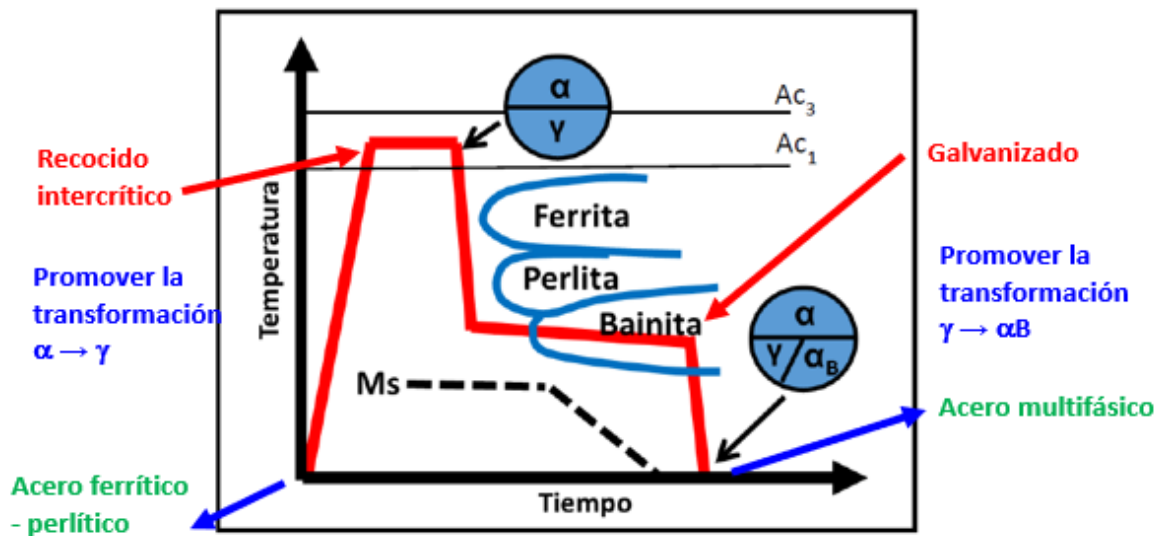


Figura 3. Representación esquemática de un ciclo térmico utilizado en líneas de recocido y galvanizado continuo y de los cambios de fase requeridos para obtener un acero TRIP [41].

A. López y col. (2019) [42] reportaron la microestructura y las propiedades mecánicas de un acero AHSS con la composición química siguiente: C: 0.14 %, Si: 0.61 %, Al: 0.59 %, Mn: 1.72 %, Cr + Mo + Ti + V + Nb < 1.5%. Realizaron un estudio computacional para investigar el comportamiento de diagramas CCT en función de los efectos individuales y combinados de cada elemento de aleación. Los resultados fueron validados mediante dilatometría y ensayos de tensión uniaxial obteniendo aceros TRIP de tercera generación mediante el ciclo térmico siguiente: recocido intercrítico a 800 °C por 15 s, y tratamiento isotérmico bainítico (IBT) a 450 °C por tiempos de 10 s a 120 s [42]. Se obtuvieron aceros multifásicos con microestructuras de ferrita (α) + bainita (α_B) + austenita (γ) para tiempos de IBT de 10 s y 30 s, y microestructuras de ferrita (α) + bainita (α_B) + martensita (α') para tiempos de IBT de 60 s y 120 s [42]. Las mejores propiedades se obtuvieron con tiempos de IBT de 30 s, con resistencia a la tensión alrededor de 1100 MPa y elongación a fractura alrededor de 24 %. Para tiempos más largos en el IBT (60 s y 120 s) se observó un aumento en la resistencia y una disminución en el porcentaje de elongación a fractura, esto debido a la formación de

martensita. En dicho estudio el tiempo y la temperatura de recocido intercrítico y la temperatura de tratamiento isotérmico bainítico se mantuvieron constantes [42].

B. Navarrete y col. (2020) [43], propusieron una metodología para predecir el comportamiento mecánico de aceros multifásicos de tercera generación a partir de un modelo matemático obtenido mediante regresión lineal múltiple en función de la composición química, sin embargo, no investigaron los efectos combinados del tiempo y la temperatura de IBT. Los resultados de A. López [42] y B. Navarrete y col. [43] demostraron la factibilidad para el diseño de aceros multifásicos bajo ciclos térmicos que simulan líneas de recocido y galvanizado continuo [41, 42].

Para lograr un mejor entendimiento de la transformación bainítica que ocurre isotérmicamente durante la etapa de galvanizado, la cual es una etapa clave para el desarrollo de aceros multifásicos, es necesario entender los cambios microestructurales que ocurren en función del tiempo y la temperatura del IBT. Asimismo, es de especial interés establecer la correlación entre el tipo y la cantidad de dichas fases con las propiedades mecánicas resultantes. Es importante mencionar que en ninguno de los trabajos anteriores se emplearon redes neuronales artificiales para predecir el comportamiento mecánico, sin embargo, los resultados obtenidos por estos investigadores abren la posibilidad de incorporar las características microestructurales del acero en función del tiempo y la temperatura de IBT para predecir las propiedades mecánicas de los mismos.

1.2 Redes neuronales artificiales

Las redes neuronales artificiales son modelos matemáticos desarrollados para emular el cerebro humano [44]. Para entender las redes neuronales artificiales es necesario entender y modelar las unidades más básicas o neuronas artificiales. En la Figura 4 se observa el esquema del algoritmo que sigue una neurona artificial, en el cual se muestra que el equivalente de los axones (que es por donde entra la información a la neurona), son las entradas que recibirán la información en valores numéricos; por otro lado, la sinapsis, es

representada por los pesos, los cuales representan la importancia de la variable que se está estudiando.

El sumatorio y el umbral es el equivalente al cuerpo de la neurona en el cual se concentra toda la información que pasa a través de las dendritas; una vez juntada esta información pasa al cuello del axón, cuyo equivalente es la función de activación en la cual a partir de la información recibida se interpreta para dar una respuesta. Por último, se encuentra el axón de salida que es la respuesta de la red neuronal a la información introducida. Las entradas X_1, X_2, X_n llegan a la neurona a través de una conexión sináptica que tiene asociado un peso W_n . Estos pesos sinápticos ponderan los valores de entrada X_n multiplicadas por el peso W_n , posteriormente mediante la sumatoria de las ponderaciones se propagan hacia la función de activación, todo lo anterior evaluado en el tiempo t y de ahí hacia la salida mediante una función de salida que normalmente es lineal [45].

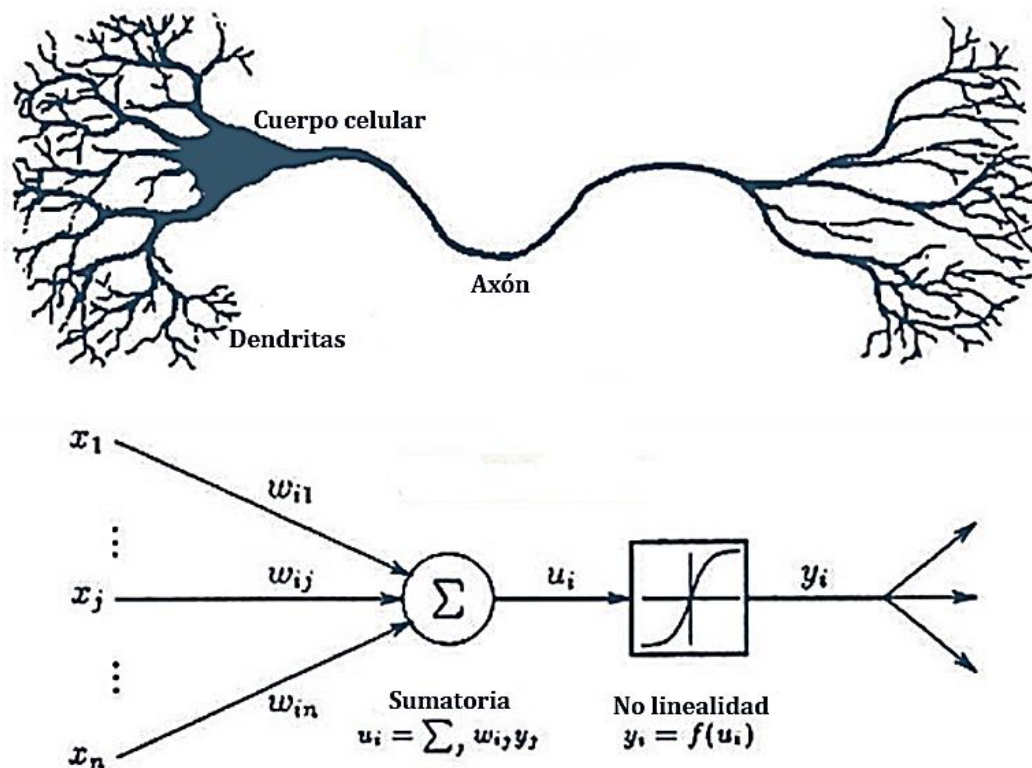


Figura 4. Comparación de una neurona biológica con una neurona artificial [46].

Una red neuronal artificial está compuesta por una cantidad de neuronas dispuestas en una capa de entrada, una o más capas ocultas y una capa de salida, cada una de las neuronas están altamente interconectadas entre sí. En la Figura 5 se observa la forma que tiene la arquitectura mencionada que, por lo general, se le denomina perceptrón multicapa, el cual es una red neuronal artificial (RNA) formada por múltiples capas. Tiene la capacidad de resolver problemas que no son linealmente separables.

En la Figura 6 se observa que puede tener enésimas entradas, correspondiéndole a cada entrada una enésima capa; el número de neuronas utilizadas en la capa oculta no tiene que ser el mismo que las de entrada. En este caso, se tienen m neuronas en la capa oculta que es donde se desarrollarán todas las operaciones que realiza la red; por último, una capa de salida para dar la respuesta de la red. El perceptrón multicapa es conocido por su amplio rango de aplicación en multitud de problemas de diferentes áreas del conocimiento y de igual manera es considerada una de las arquitecturas más versátiles gracias a su aplicabilidad [47].

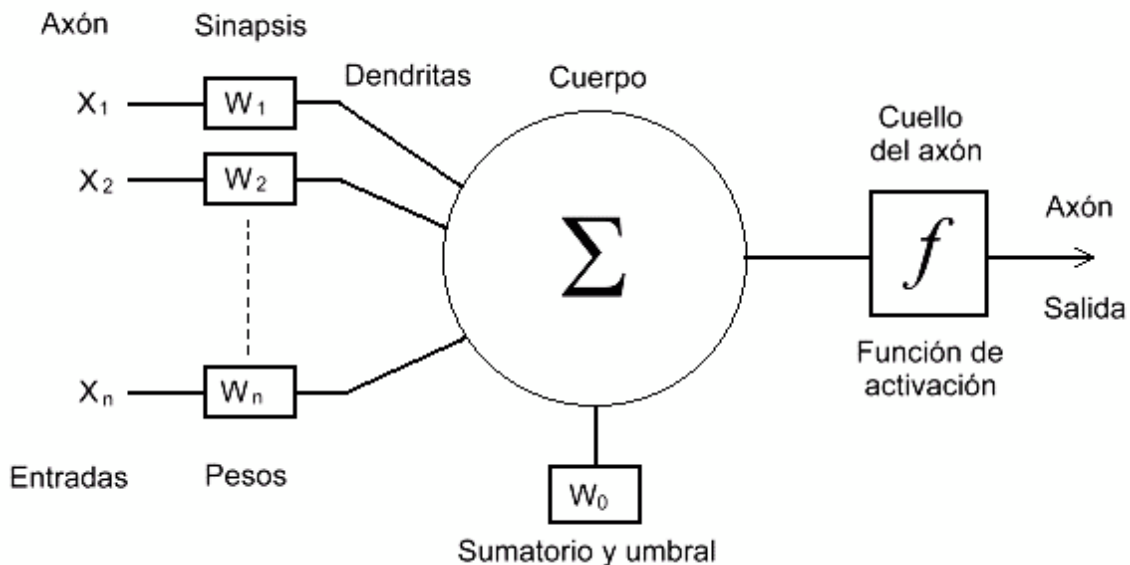


Figura 5. Esquema del algoritmo de una neurona artificial [48].

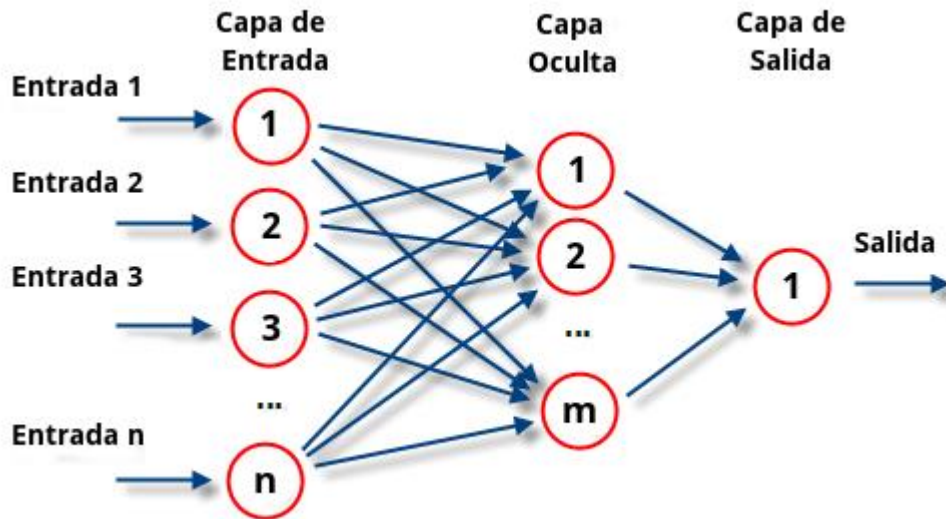


Figura 6. Red neuronal artificial con n neuronas de entrada, m neuronas en su capa oculta y una neurona de salida [49].

Las unidades de procesamiento se organizan en capas. Hay tres partes normalmente en una red neuronal: una capa de entrada (con unidades que representan los campos de entrada), una o varias capas ocultas y una capa de salida (con una unidad o unidades que representan el campo o los campos de destino) [50]. Las unidades se conectan con pesos de conexión variables (o ponderaciones). Los datos de entrada se presentan en la primera capa, y los valores se propagan desde cada neurona hasta cada neurona de la capa siguiente; al final, se envía un resultado desde la capa de salida [50].

La red aprende examinando los registros individuales, generando una predicción para cada registro y realizando ajustes a las ponderaciones cuando realiza una predicción incorrecta. Este proceso se repite muchas veces y la red sigue mejorando sus predicciones hasta haber alcanzado uno o varios criterios de parada [50].

Al principio, todas las ponderaciones son aleatorias y las respuestas que resultan de la red son, posiblemente, disparatadas. La red aprende a través del entrenamiento. Continuamente se presentan a la red ejemplos para los que se conoce el resultado, y las respuestas que proporciona se comparan con los resultados conocidos [44]. La información procedente de esta comparación se pasa hacia atrás a través de la red, cambiando los pesos gradualmente. A medida que progresa el entrenamiento, la red se va haciendo cada

vez más precisa en la replicación de resultados conocidos. Una vez entrenada, la red se puede aplicar a casos futuros en los que se desconoce el resultado [44].

Tanto en las redes neuronales artificiales como en las biológicas, una neurona no transmite la entrada que recibe tal cual. Existe un paso adicional, una función de activación, que es análoga a la tasa de potencial de acción disparando en el cerebro, el cual analiza la información y la reinterpreta para ser transmitida una vez que ya fue analizada. La función de activación utiliza la misma suma ponderada de la entrada anterior, $z = b + \sum_i w_i x_i$, y la transforma una vez más como salida [44].

Se han propuesto muchas funciones de activación, a continuación, se describe la función sigmoide (Figura 7), ya que históricamente, es la función de activación más antigua y popular.

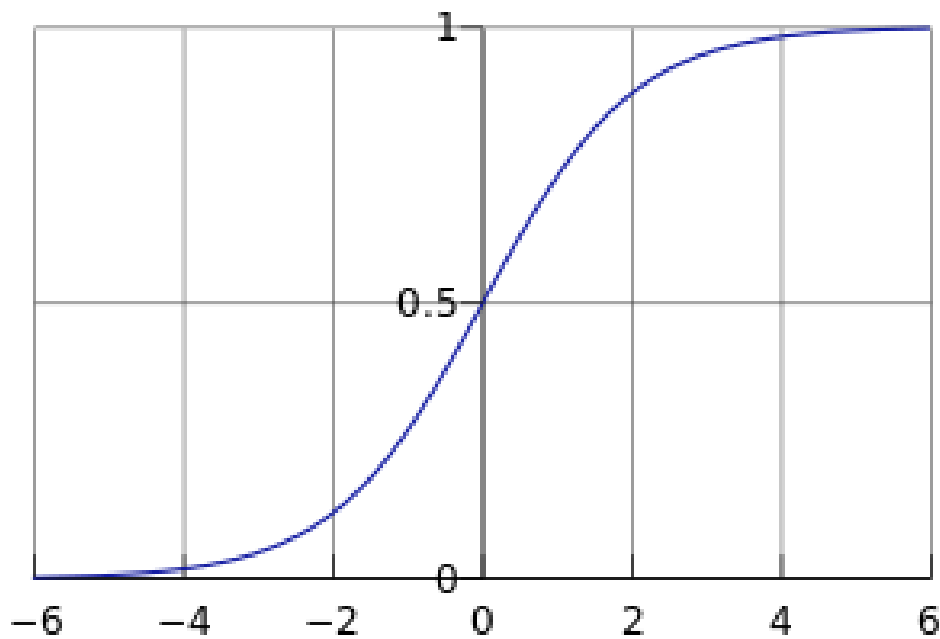


Figura 7. Gráfica de una función sigmoide [51].

Existen diferentes tipos de funciones sigmoide, todas con la misma forma, variando únicamente su amplitud; la función sigmoide se define como [52]:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad \text{Ec. 1}$$

donde e denota la constante exponencial, que es aproximadamente igual a 2.71828. Una neurona que utiliza la sigmoide como función de activación se llama neurona sigmoide. Primero se establece que la variable z equivale a la suma ponderada de entrada y después se pasa a través de la función sigmoide [44]. Aunque la ecuación parece complicada y arbitraria, en realidad tiene una forma bastante simple. Se puede ver si se traza el valor de $\sigma(z)$ como función de la entrada z [44].

$$z = b + \sum_i w_i x_i \quad \text{Ec. 2}$$

$$\sigma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}} \quad \text{Ec. 3}$$

La “propagación hacia atrás de errores” o “retropropagación” es un método para calcular el gradiente utilizado en algoritmos de aprendizaje supervisado, utilizado para entrenar redes neuronales artificiales [53]. El método emplea un ciclo propagación-adaptación de dos fases. Una vez que se ha aplicado un patrón a la entrada de la red como estímulo, este se propaga desde la primera capa a través de las capas siguientes de la red, hasta generar una salida. La señal de salida se compara con la salida deseada y se calcula una señal de error para cada una de las salidas [53].

Las salidas de error se propagan hacia atrás, partiendo de la capa de salida, hacia todas las neuronas de la capa oculta que contribuyen directamente a la salida [53]. Sin embargo, las neuronas de la capa oculta, solo reciben una fracción de la señal total del error, basándose aproximadamente en la contribución relativa que haya aportado cada neurona a la salida original [53]. Este proceso se repite capa por capa hasta que todas las neuronas de la red hayan recibido una señal de error que describa su contribución relativa al error total.

A medida que se entrena la red, las neuronas de las capas intermedias se organizan a sí mismas de tal modo que las distintas neuronas aprenden a reconocer distintas características del espacio total de entrada [54]. Después del entrenamiento, cuando se presente un patrón arbitrario de entrada, que contenga ruido o que esté incompleto, las neuronas de la capa oculta de la red responderán con una salida activa. Si la nueva entrada contiene un patrón que se asemeje a aquella característica que las neuronas individuales hayan aprendido a reconocer durante su entrenamiento [54].

1.3 Predicción de propiedades mecánicas en aceros avanzados de alta resistencia mediante redes neuronales artificiales

A continuación, se describen algunos estudios en los que se han empleado las redes neuronales artificiales para predecir el comportamiento mecánico de AHSS.

S.M.K. Hosseini y col. (2004) [15], optimizaron el comportamiento mecánico de aceros multifásicos Si-Mn mediante el uso de redes neuronales artificiales analizando los efectos de la composición y de los parámetros utilizados durante los tratamientos térmicos. La composición química del acero investigado se muestra en la Tabla 1. La Tabla 2 muestra los rangos de composición química utilizados para complementar la base de datos de la RNA. Como neuronas de entrada se utilizaron los tiempos y temperaturas del recocido intercrítico y el tratamiento isotérmico para formación de bainita; como variables de salida se utilizaron el esfuerzo último a la tensión y el porcentaje de elongación a fractura. Todos los datos empleados fueron obtenidos de otros autores, utilizando un total de 85 datos, de los cuales se usaron 60 de ellos para entrenar la red y 25 para la validación. Las Tablas 3 y 4 muestran los parámetros de los tratamientos térmicos y de propiedades mecánicas de los aceros investigados por Hosseini [15].

Tabla 1. Composición química del acero investigado por Hosseini (% peso) [15].

C	Si	Mn	Ni	Cu	Mo	Nb	Ti	Al	N
0.08	0.32	1.77	0.32	0.27	0.25	0.08	0.02	0.074	48

Tabla 2. Rangos de composiciones químicas utilizadas por Hosseini para complementar los datos de la RNA (% peso) [15].

C	Si	Mn	P	S	Al
0.14-0.4	1.0-2.5	0.8-2.0	<0.006	<0.006	0.02-0.05

Tabla 3. Parámetros utilizados por Hosseini para los tratamientos térmicos [15].

T₁(°C)	t₁(s)	T₂(°C)	t₂(s)
750-870	180-1200	300-450	2-3600

Tabla 4. Propiedades mecánicas de los aceros investigados por Hosseini [15].

UTS (MPa)	% elongación
650-1250	9-32

La arquitectura de la red consistió en un algoritmo de retropropagación para el aprendizaje, utilizando como función de coste el error cuadrático medio y como función de activación una tangente hiperbólica. A pesar de presentar un alto error (26%-33%) en la predicción de la *UTS*, la red predice satisfactoriamente el porcentaje de elongación con errores menores a 1% [15]. Se concluye que para tiempos cortos en los tratamientos térmicos las propiedades mecánicas (resistencia y elongación) aumentan, debido a la

presencia de una alta fracción volumétrica de austenita [15]. A diferencia del presente trabajo de investigación, en dicho estudio se utilizó la composición química del acero y las condiciones del tratamiento térmico como variables de entrada, además de otra función de coste.

G. Dini y col., (2009) [16], trabajaron con aceros avanzados de alta resistencia TRIP y TWIP utilizando como variables de entrada de la red, el porcentaje en peso de Mn, Si y Al, y como variables de salida la elongación total, el esfuerzo a la cedencia y el esfuerzo último a la tensión [16]. Para la arquitectura de la red se utilizó como función de coste el error cuadrático medio y como función de activación una tangente hiperbólica, además de utilizar dos capas ocultas con 6 y 4 neuronas, respectivamente [16]. El porcentaje de error fue de 0.004%, logrando así una RNA destacada ya que el error de las RNAs suele rondar entre 5-10%. En dicho estudio no se reporta la relación entre la cantidad y el tipo de las fases sobre las propiedades mecánicas de los aceros obtenidos [16].

S. Krajewski y J. Nowacki (2016) [17], trabajaron con aceros de doble fase (DP, ferrita+martensita), utilizando las temperaturas críticas de transformación de fase en el acero (Ac_1 y Ac_3), la composición química (4 elementos de aleación: C, Si, Mn, Cr), y la fracción volumétrica de las fases y microconstituyentes (martensita, ferrita y austenita), dando un total de 9 variables de entrada [17]. Se relacionaron estas variables con el esfuerzo a la cedencia y el esfuerzo último a la tensión, utilizando una función logística como función de activación y 11 neuronas en la capa oculta de la red, utilizando el algoritmo Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno para el entrenamiento de la misma [17]. Se tuvo una tolerancia para el porcentaje de error de ~4%. Se concluyó que la fracción volumétrica de cada fase está en función de la composición química y de los parámetros del tratamiento térmico. Estos resultados sugieren que existe la posibilidad de generar una red utilizando exclusivamente los porcentajes de fase en función de las variables de entrada.

I.D. Jung y col. (2020) [18], trabajaron con diferentes aceros AHSS con microestructuras que consistían de una mezcla de *PF* (ferrita poligonal), *AF* (ferrita acicular), *GB* (bainita granular), *BF* (ferrita bainítica) y *M* (martensita). Para el diseño de su red utilizaron como variables de entrada la fracción volumétrica de cada fase. Se utilizaron 5 neuronas en la

capa de entrada; para la arquitectura de la red, se determinó que la mejor combinación eran 7 capas ocultas con un total de 85 neuronas dentro de ellas, con una tasa de aprendizaje de 0.01497. Se utilizó como función de activación una función sigmoïdal; para calcular el error, se utilizó el método del gradiente descendiente. Las variables de salida fueron el esfuerzo a la cedencia, el esfuerzo último a la tensión y la elongación a fractura. Para la caracterización de la microestructura se realizó un análisis cuantitativo mediante difracción de electrones retrodispersados (EBSD). En dicho estudio se hace énfasis en la relación que tienen las diferentes fases con las propiedades mecánicas, permitiendo crear una red neuronal que trabaje con estas variables. La red presenta un porcentaje de error para la validación de 6.59%. Se observó que el método del gradiente descendiente es adecuado, pero al utilizar una tasa de aprendizaje tan pequeña se obtiene un error alto.

Los efectos de la microestructura en las propiedades de los aceros bainíticos de alta resistencia fueron investigadas empleando la RNA y regresión lineal. Al utilizar regresión lineal se propuso un modelo empírico usando la fracción de volumen de cada microestructura como parámetro para predecir las propiedades mecánicas de los aceros bainíticos de alta resistencia. La relación entre las propiedades mecánicas del acero y la microestructura fueron caracterizadas por el algoritmo de la RNA. Este algoritmo arroja una predicción más acertada que el algoritmo con regresión lineal, ya que la misma asume que hay una relación directamente proporcional y constante entre las propiedades mecánicas y la microestructura.

El algoritmo de la RNA no puede dar la relación física entre la fracción de volumen de la microestructura y las propiedades mecánicas, pero puede encontrar con precisión el patrón de los datos experimentales para predecir las propiedades mecánicas. Esta aproximación de aprendizaje profundo puede ser utilizada para encontrar la composición requerida para lograr una fracción de volumen óptima, lo que se puede utilizar para obtener las propiedades mecánicas deseadas. Esta comparación de un modelo de regresión lineal y un modelo de RNA confirma que, lo ideal para estudiar la relación entre la fracción volumétrica de cada fase y las propiedades mecánicas, no es un modelo lineal sino uno que se aproxime más al fenómeno a estudiar.

I.D. Jung y S.J. Park (2020) [18], hicieron una recopilación de las propiedades mecánicas (esfuerzo a la cedencia, *UTS* y elongación a fractura), en función del porcentaje de fases de diversos AHSS para crear un modelo de redes neuronales. La Tabla 5 muestra una relación entre el tipo y la cantidad de las fases sobre las propiedades mecánicas de AHSS. La base de datos consta de 61 muestras diferentes en las que se registró sus porcentajes de fases, así como su esfuerzo a la cedencia, resistencia a la tensión y porcentaje de elongación a fractura (Tabla 5). En el presente trabajo, se utilizaron estos datos como apoyo para desarrollar la RNA. Esto, ya que los aceros recopilados en dicho artículo son aceros multifásicos [18].

Tabla 5. Porcentaje de fase y propiedades mecánicas de diversos aceros AHSS reportados por Jung y col. [18].

Ferrita Poligonal	Ferrita Acicular	Bainita Granular	Ferrita Bainítica	Martensita	Esfuerzo a la cedencia (MPa)	<i>UTS</i> (MPa)	Elongación (%)
69	0	0	31	0	595	793	
58	0	0	42	0	595	775	
47	0	0	53	0	676	843	
30	0	0	70	0	748	895	
54.8	35.6	0	8.1	1.5	500	584	33
56.3	28.4	0	13.2	2.1	473	548	27
61.2	23.5	0	10.7	4.6	460	521	31
38.2	40.3	0	17	4.5	510	573	23
80.7	12.4	0	4.1	2.8	437	489	35
70.1	20.4	0	6.5	3	429	494	30
74.2	18.8	0	1.5	5.5	429	500	33
70.9	10.6	0	14.6	3.9	473	537	29
72.1	0	0	27.9	0	520	769	28.5
53	0	0	47	0	580	840	26
34.1	0	0	65.9	0	638	914	25.7

100	0	0	0	0	518	657	7.3
0	0	0	100	0	914	1031	1.4
0	68.7	11.8	16.2	3.3	537	644	26
0	73.5	8.1	14.3	4.1	521	643	26
0	85.4	8.1	4.9	1.6	562	663	26
0	88	8.3	2.4	1.3	577	666	24
0	66.1	12.5	17.6	3.8	743	923	13.9
0	53.4	32.8	7.3	6.5	631	859	17.3
0	68.3	9.6	18.9	3.2	764	945	14.4
0	78.8	3.4	15.1	2.7	768	936	13.6
0	75.3	23	0	1.7	580	785	
0	80.5	18	0	1.5	570	765	
0	83.2	16	0	0.8	560	740	
0	64.5	23	9.6	2.9	709	854	17.5
0	67.3	20.2	10.2	2.3	687	849	15.2
0	69.1	9.2	19.3	2.4	806	953	14.1
0	48.8	29.8	19.6	1.8	789	891	17.3
18.2	58.7	18.8	3.6	0.7	648	746	20.6
15.5	50.8	3.8	28.2	1.7	648	842	21.8
28.4	53.9	3.9	11	2.8	650	838	20.5
0	76	18	6	0	626	798	24
0	18	9	73	0	728	988	19
0	12	2	87	0	641	796	22
11.4	54	19.1	15.5	0	449	558	31.1
8.3	73.5	9.6	8.7	0	499	608	27.3
13.3	51.4	20.2	12.2	3	578	692	27
0	20.1	13.2	65.2	1.5	663	928	20.1
0	13.7	15.5	69.3	1.5	761	943	17.1
0	22.9	13.2	61.1	2.8	630	903	20.6
0	3.9	23.9	66.1	6.1	737	917	19.5

0	20.5	7.3	69.5	2.7	702	925	18.8
0	1.6	12.6	85.3	0.5	834	1054	16.3
94	0	0	0	6	440	620	40
78.8	0	0	19	2.2	491	711	41
86.3	0	0	11	2.7	407	627	40
89	0	0	4	7	499	696	38
88.7	0	0	6	5.3	538	707	39
91.4	0	0	3	5.6	501	677	37
86	0	0	10	4	569	711	38
83.9	0	0	12	4.1	525	686	37
35.4	0	0	60	4.6	482	695	37
29	0	0	64	7	468	712	36
11	0	0	86.8	2.2	512	659	40
22.4	0	0	75.6	2	457	584	42
15.7	0	0	82.2	2.1	530	667	40
14.3	0	0	83.8	1.9	512	649	40

Capítulo 2. Metodología empleada para la obtención y caracterización de un acero avanzado de alta resistencia, así como para el diseño y evaluación de la red neuronal artificial

La metodología empleada para la obtención y la caracterización del acero se diseñó de tal manera que se pudiera investigar los efectos del tiempo y de la temperatura del tratamiento isotérmico bainítico (IBT) sobre las transformaciones de fase, la microestructura y las propiedades mecánicas de aceros multifásicos. La composición química y el grado de deformación plástica en láminas obtenidas mediante laminación, fueron similares a los reportados por A. López [42]. Las Figuras 8 y 9 muestran la metodología que se utilizó para el desarrollo del trabajo.

El trabajo se dividió en tres etapas: i) fabricación del acero a escala laboratorio, ii) caracterización de las muestras tratadas térmicamente y evaluación de las propiedades mecánicas, y iii) desarrollo de la red neuronal artificial.

El acero se fabricó mediante fusión en un horno de inducción y se vació en lingoteras metálicas. Posteriormente se obtuvieron lingotes, los cuales fueron sometidos a un proceso de homogeneizado, recalentamiento, laminados en caliente y en frío para obtener láminas delgadas de 1.0 mm de espesor. Después de obtener las láminas, se procedió a la aplicación de tratamientos térmicos que simulen líneas de recocido y galvanizado continuo. Se utilizó una temperatura de 820 °C por 15 s, considerando que las temperaturas críticas de transformación de fase en el acero experimental fueron alrededor de $A_{c1}=748$ °C y $A_{c3}=900$ °C. Se utilizaron tres temperaturas durante el tratamiento isotérmico bainítico (IBT, 425 °C, 450 °C y 475 °C) y 3 tiempos de IBT (30 s, 60 s y 120 s); obteniéndose un total de 9 experimentos.

Los tratamientos térmicos fueron realizados en un dilatómetro LINSEIS L78. Las fases fueron cuantificadas mediante difracción de electrones retrodispersados (EBSD) a partir de mapas de índice de calidad de imagen (IQ) [55]. Los valores obtenidos de la cuantificación

fueron utilizados como neuronas de entrada de la red neuronal. Las propiedades mecánicas fueron determinadas mediante ensayos de tensión uniaxial, utilizando probetas miniatura maquinadas a escala de la probeta estandarizada de la norma ASTM-E8 [56].

Por último, se utilizó el software *Artificial Neuronal Networks* (extensión de MatLab) para desarrollar la red neuronal artificial. Para la realización de la red neuronal se utilizaron los datos mostrados en la Tabla 5 [18]. Esto, para poder mejorar el desempeño de la red al ampliar la base de datos con la que la red aprenderá. Los resultados de la cuantificación de fases y de las propiedades mecánicas obtenidos en el presente trabajo fueron posteriormente utilizados para validar la red neuronal artificial desarrollada.

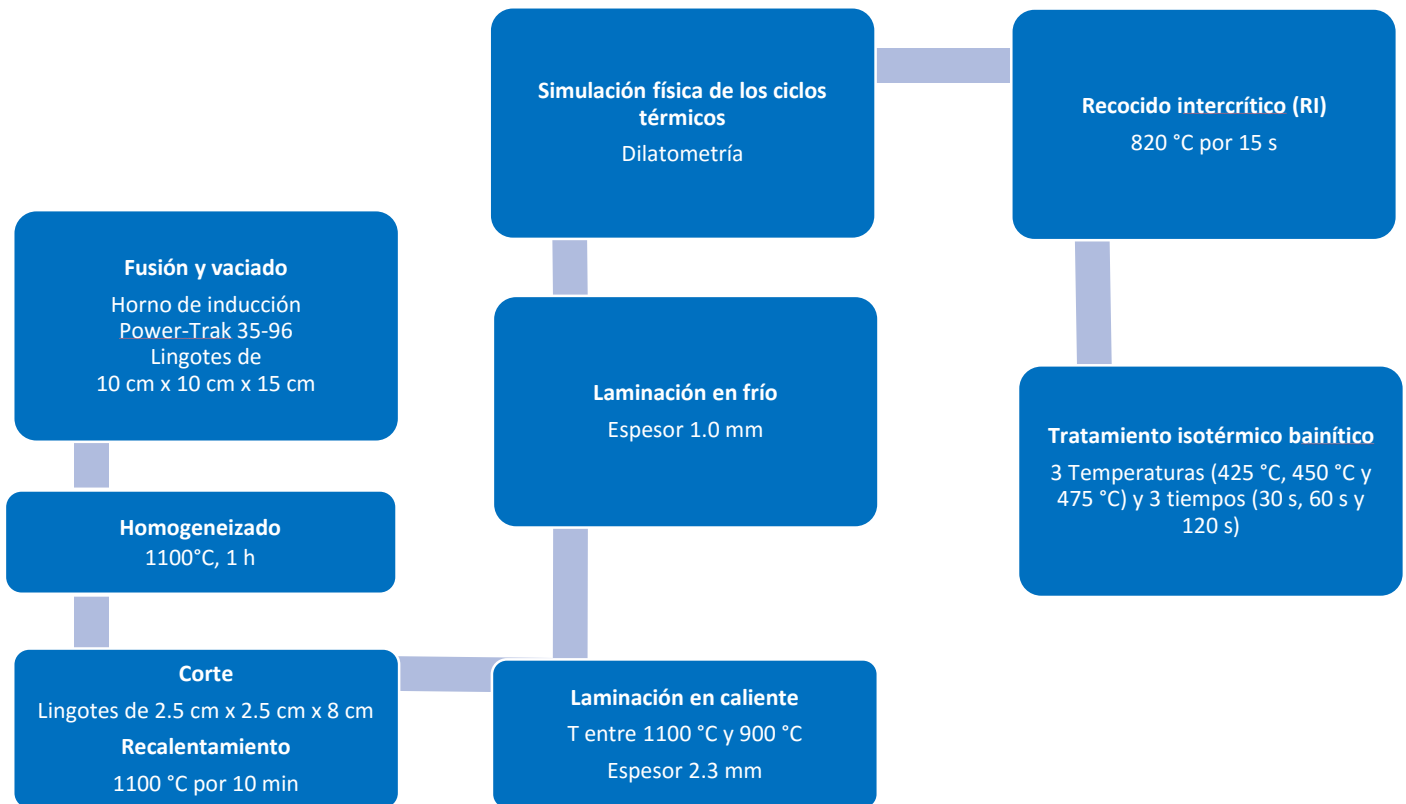


Figura 8. Diagrama de flujo de la fabricación del acero a escala laboratorio.



Figura 9. Diagrama de flujo de la caracterización del material.

2.1 Fabricación y procesamiento del acero

Para fabricar el acero a escala laboratorio mediante fusión se utilizó un horno de inducción Power-Trak (Figura 10); el metal fundido fue vaciado en una lingotera metálica para obtener un lingote de 10 cm de ancho x 10 cm de espesor x 15 cm de largo, el cual fue sometido a un tratamiento de homogeneizado a una temperatura de 1100 °C por 1 h. Para su procesamiento posterior, el lingote fue seccionado para obtener muestras de 2.5 cm de ancho x 2.5 cm de espesor x 10 cm de largo (Figura 11). Posteriormente, los lingotes fueron recalentados a 1100°C durante 10 min y laminados en caliente a temperaturas entre 1100 °C y 900 °C ($T > A_{c3}$). Se redujo el espesor de 2.5 cm hasta aproximadamente 6 mm en tres pasos consecutivos. En seguida, las muestras se recalentaron nuevamente a 1100 °C por 5 minutos, y se deformaron a 2.3 mm de espesor como se muestra en la Figura 12b. La deformación se realizó mediante tres pasos consecutivos de laminación seguidos de enfriamiento al aire.

El material fue posteriormente laminado en frío (a temperatura ambiente), mediante tres pasos de laminación, hasta obtener un espesor de 1.0 mm como se muestra en la Figura 12c. Las deformaciones en caliente y en frío se realizaron en un molino Hille Helicon MK4 (Figura 12a).

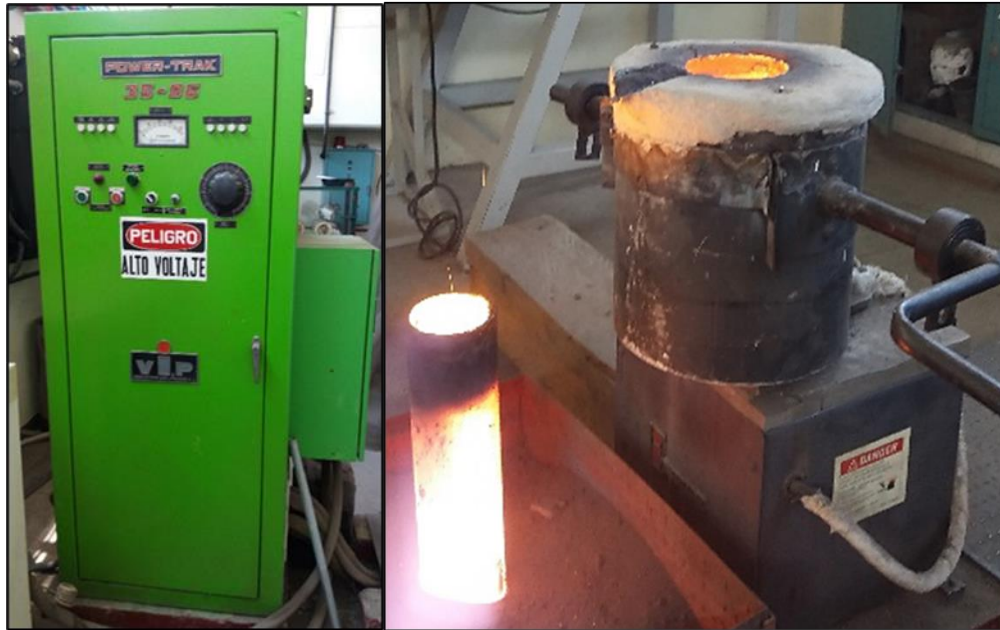


Figura 10. Horno de inducción Power-Trak 35-96.



Figura 11. Lingote obtenido mediante fusión y colada.



Figura 12. a) Molino de laminación HILLE HELICON MK4, b) acero laminado en caliente hasta 2.3 mm y c) laminado en frío hasta 1.0 mm.

Se cortaron muestras rectangulares para la cuantificación de fases, de tal forma que el volumen final se mantuviera entre 70-75 mm³. Para cortar las muestras se utilizó una cortadora de precisión de baja velocidad marca BUEHLER ISOMET (Figura 13).



Figura 13. Cortadora de precisión de baja velocidad Buehler Isomet.

2.2 Ciclos térmicos empleados para la obtención de aceros multifásicos

La Figura 14 muestra una representación esquemática de los tratamientos térmicos que se llevaron a cabo para el desarrollo del trabajo. Las condiciones del recocido intercrítico se mantuvieron constantes (820 °C, 15 s), y se variaron el tiempo (30 s, 60 s y 120 s) y la temperatura (425 °C, 450 °C y 475 °C) del tratamiento isotérmico bainítico. La velocidad de calentamiento desde temperatura ambiente al recocido fue de 20 °C/s, del recocido al IBT se enfrió a una velocidad de 15 °C/s y el enfriamiento final se realizó a 2 °C/s. Estas velocidades, junto con los parámetros de recocido se mantuvieron constantes para poder establecer los efectos causados por el tiempo y la temperatura del IBT sobre la microestructura y las propiedades mecánicas de los aceros desarrollados. Las condiciones del recocido intercrítico se definieron con base en los resultados de las temperaturas críticas de transformación de fase determinadas mediante dilatometría.

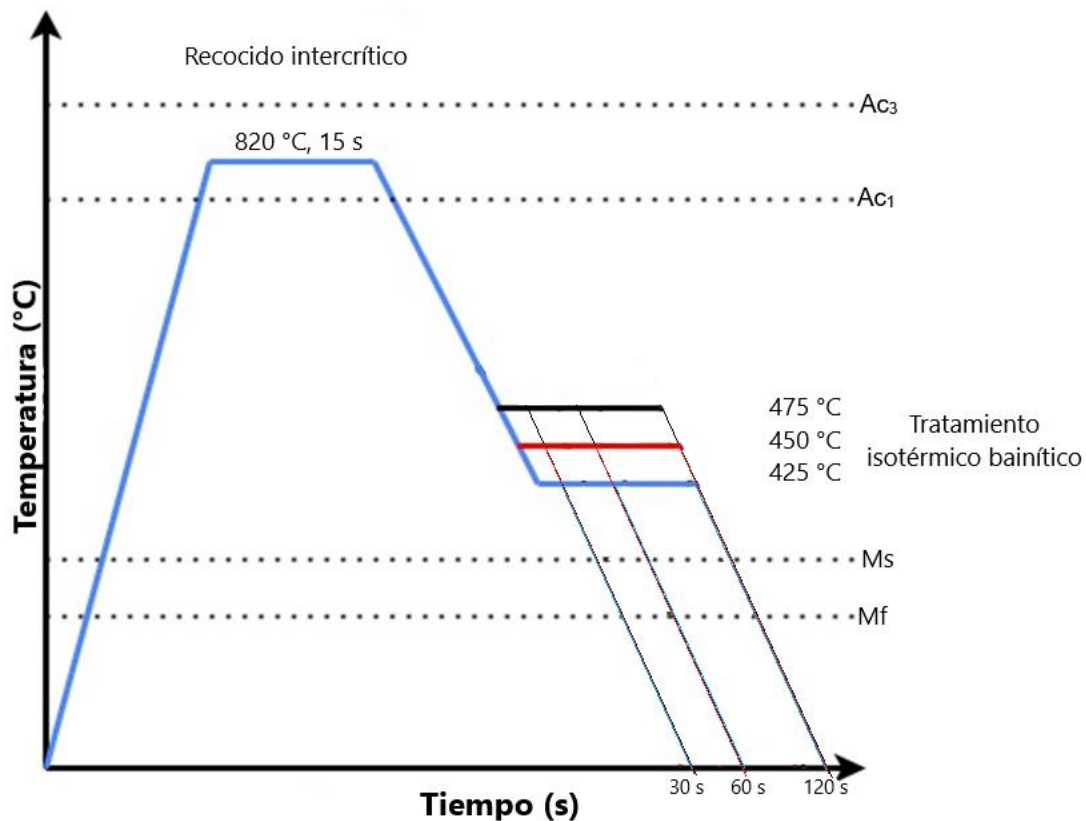


Figura 14. Representación esquemática de los ciclos térmicos que se utilizaron para la fabricación de láminas de aceros multifásicos.

La temperatura de fusión del zinc es de alrededor de 420 °C, y por lo general, la temperatura de una paila de galvanizado ronda entre los 450 °C y los 475 °C; por lo tanto, las temperaturas seleccionadas para realizar los tratamientos térmicos fueron establecidos considerando temperaturas por encima de la temperatura de fusión del zinc y temperaturas cercanas a las utilizadas en un proceso de galvanizado. De la misma manera, considerando que el espesor de las láminas investigadas es muy delgado, se consideraron tiempos de recocido y de IBT cortos.

La Tabla 6 muestra la matriz de experimentos empleada para el desarrollo de este trabajo. Los experimentos se hicieron por duplicado de tal forma que las propiedades mecánicas reportadas son el promedio obtenido a partir de dichas mediciones.

Tabla 6. Matriz de experimentos empleada para el desarrollo de este estudio.

Número	T_{RI} (°C)	t_{RI} (s)	T_{IBT} (°C)	t_{IBT}(s)
1	820	15	425	30
2	820	15	425	60
3	820	15	425	120
4	820	15	450	30
5	820	15	450	60
6	820	15	450	120
7	820	15	475	30
8	820	15	475	60
9	820	15	475	120

2.3 Técnicas de caracterización

2.3.1 Dilatometría

Las muestras de acero laminado en frío fueron sujetas a ciclos térmicos que simulan el ciclo de recocido y galvanizado continuo. Los tratamientos térmicos se realizaron mediante dilatometría en un dilatómetro LINSEIS L78 (Figura 15). Para establecer los parámetros de estudio, primeramente se determinaron las temperaturas críticas de transformación de fase en calentamiento (Ac_1 y Ac_3) y enfriamiento continuo (M_s y M_f). Donde Ac_1 y Ac_3 representan las temperaturas de inicio y fin de la transformación de ausenita, respectivamente; M_s y M_f representan las temperaturas de inicio y fin de la transformación de martensita, respectivamente.

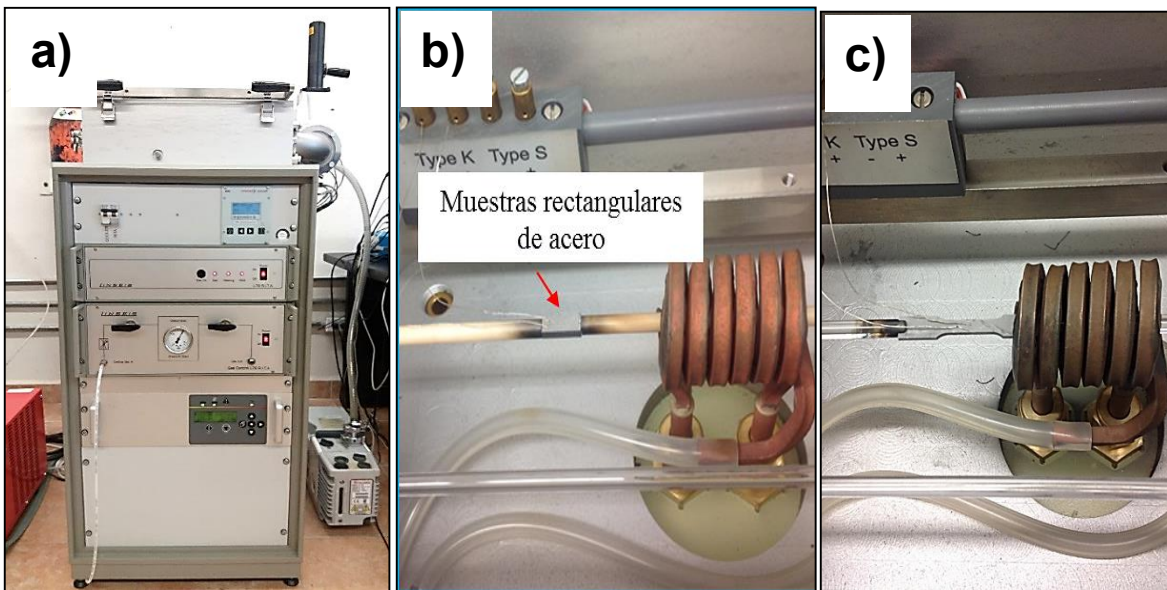


Figura 15. Equipo y probetas utilizadas para los tratamientos térmicos y el análisis de transformaciones de fases: a) dilatómetro Linseis Rita L78, b) probetas para cuantificación de fases y c) probetas para ensayos de tensión uniaxial.

La Figura 15 muestra los dos tipos de muestras empleadas en este trabajo: las rectangulares para el análisis de las transformaciones de fase, y las probetas miniatura para los ensayos de tensión uniaxial. La manguera de plástico que se observa, permite el suministro de helio hacia la bobina para lograr un enfriamiento controlado.

Con los resultados obtenidos se determinaron las temperaturas del recocido intercrítico ($Ac_1 < T < Ac_3$) y de IBT ($T > M_s$). Para realizar el estudio se soldaron dos termopares tipo K en las muestras, con el fin de registrar las temperaturas de las mismas durante el ciclo térmico. Las muestras se colocaron entre dos palpadores del dilatómetro, uno fijo y otro móvil, para registrar la variación en la longitud de la muestra durante el tratamiento térmico. Las muestras fueron colocadas dentro de la bobina de cobre la cual es la que calienta la muestra por medio de inducción. La bobina empleada está hueca por la parte interna, lo cual permite el paso de gas helio con el cual se realiza el enfriamiento de las muestras. Las temperaturas de transformación en calentamiento continuo fueron determinadas a partir de los cambios de pendiente en las curvas de dilatación y la regla de la palanca [38]. Esta técnica permitió realizar el estudio *in-situ* de las transformaciones de fase durante los ciclos térmicos investigados.

2.3.2 Absorción infrarroja y espectrometría de emisión óptica por chispa

Los contenidos de carbono y azufre (C y S) se determinaron en un analizador simultáneo marca LECO modelo CS 230 (Figura 16). Las mediciones se realizaron mediante el método de absorción infrarroja por combustión de acuerdo a la norma ASTM E-1019 [57]. Los contenidos de los elementos restantes fueron determinados mediante espectrometría de emisión óptica de acuerdo a la norma ASTM E-415 [58]. Los análisis se realizaron en un espectrómetro de emisión óptica por chispa marca Spectro modelos LabS (Figura 17).



Figura 16. Determinador simultáneo de C y S marca Leco modelo CS 230.



Figura 17. Espectrómetro de emisión óptica por chispa marca Spectro modelo LabS.

2.3.3 Difracción de electrones retrodispersados

Las muestras tratadas térmicamente, fueron posteriormente caracterizadas mediante difracción de electrones retrodispersados (EBSD). La preparación de las muestras para el análisis por EBSD incluyó el corte, montaje, desbaste grueso, desbaste fino, pulido grueso y pulido fino. Las muestras fueron cortadas con una cortadora de precisión Buehler IsoMet de baja velocidad. Posteriormente, se montaron en resina fenólica para desbastar y pulir las muestras apropiadamente. El desbaste se realizó para eliminar la deformación plástica introducida durante el corte, mientras que el pulido para producir una superficie lisa y sin rayas. El desbaste se inició con lijas de SiC de grano 240 (en forma de disco) y se continuó con lijas No. 340, 500, 800, 1200 y 2400. Se empleó agua como lubricante para eliminar el material removido y mantener la superficie pulida limpia.

El pulido consistió de cuatro pasos, comenzando con pasta de diamante de 3 μm , continuando hasta 1 μm y 0.25 μm , y acabado con abrasivo de 0.05 μm (sílice coloidal). Después de pulir, las muestras fueron desmontadas para evitar problemas de acumulación de cargas en la superficie de las mismas durante su análisis, debido a que la resina no era conductora. Los análisis se realizaron con una inclinación de la muestra de 70° con respecto al haz de electrones incidente. Esto para permitir una mejor captación de las señales por el detector (cámara equipada con una pantalla de fósforo integrada con un capturador de cuadros digital), lo cual se logra al disminuir tanto el recorrido de los electrones como la fracción de electrones absorbidos por la muestra. Se empleó un preajuste de resolución de cámara normal y un voltaje SEM de 20 kV. El índice de confianza (*CI*) considerado para proceder con el análisis de EBSD fue igual o superior a 0.85, lo que representa una imagen con al menos el 85% de datos indexados con éxito. Las muestras con valores de *CI* menores a 0.85% fueron pulidas nuevamente hasta lograr un valor deseado (≥ 0.85).

El análisis de índice de calidad de imagen (*IQ*), es una técnica relativamente nueva que ayuda a cuantificar las fases presentes en la microestructura del acero [59]. Los mapas de *IQ*, contruidos a partir de datos de difracción de electrones retrodispersados, proporcionan visualizaciones útiles de la microestructura. El uso de los valores numéricos de *IQ* como herramienta para la caracterización de microestructuras, se basa en las características

estructurales de la red cristalina [60-63]. Este valor es altamente sensible a factores experimentales por lo que su aplicación en la identificación y cuantificación de fases requiere primeramente la normalización de los valores, a fin de reducir estos errores e incrementar la comparabilidad de los valores medidos. Asumiendo que tales factores experimentales tienen el mismo efecto sobre cada uno de los microconstituyentes en la muestra, entonces estos se pueden normalizar mediante la siguiente ecuación [45]:

$$IQ_{Normalizado} = \frac{IQ_{inicial} - IQ_{mínimo}}{IQ_{máximo} - IQ_{mínimo}} \times 100 \quad \text{Ec.4}$$

donde $IQ_{inicial}$ es el valor absoluto de IQ obtenido directamente del experimento; $IQ_{mínimo}$ e $IQ_{máximo}$ son los valores máximo y mínimo de IQ en el conjunto de datos obtenidos en la medición.

Esta ecuación puede ser usada para normalizar varios tipos de microestructuras con diferentes componentes, además permite comparar microestructuras con los mismos componentes, pero diferentes fracciones en volumen, sin la necesidad de información de alguna muestra estándar [64].

Un conjunto de datos de valores de IQ genera un histograma de distribución que adquiere la forma típica de campana de Gauss. Asumiendo una distribución normal, entonces, para un conjunto de valores de IQ de un solo microconstituyente, se esperará siempre un histograma con forma simétrica, en donde se pueden calcular el promedio del grupo y la desviación estándar. En contraste, un histograma asimétrico sugiere la existencia de más de un microconstituyente en la microestructura con diferente IQ promedio. La distribución multimodal está desarrollada sobre esta consideración y es usada para dividir un histograma completo en un conjunto de distribuciones normales independientes, donde cada una de estas representa una fase o microconstituyente en la muestra [64]. Para separar la distribución multimodal en un conjunto de distribuciones normales independientes se utilizan las siguientes ecuaciones [59]:

$$N = \sum_{i=1}^k n_i \quad \text{Ec. 5}$$

$$IQ \cong \sum_{i=1}^k ND(n_i, \mu_i, \sigma_i) \quad \text{Ec. 6}$$

$$\text{Min}(k) \quad \text{Ec. 7}$$

$$\left| IQ - \sum_{i=1}^k ND(n_i, \mu_i, \sigma_i) \right| \leq \varepsilon \quad \text{Ec. 8}$$

donde: N es el número de puntos escaneados, k es el número de distribuciones normales (cantidad de microconstituyentes o fases en la muestra), ε es el error mínimo aceptable, $ND(n_i, \mu_i, \sigma_i)$ es la distribución normal con el n_i número de datos totales (valores de IQ). El valor de la media μ_i es el valor promedio de IQ para cada fase o microconstituyente presente en la muestra, y σ_i es la desviación estándar. El ajuste de cada distribución normal y la aplicación de estas ecuaciones produce una diferencia mínima entre las distribuciones iniciales de IQ. En este procedimiento, cada una de estas distribuciones normales representa un componente en la microestructura [59].

Los mapas de calidad de imagen permiten cuantificar la calidad de los patrones de difracción obtenidos; para ello se utiliza un programa (en este caso, TSL-OIM 8.0) que compara el patrón obtenido de cada punto del barrido con un patrón teórico [65]. El contraste en estos mapas surge de una variedad de fuentes, incluidas la fase, la tensión, la topografía y los límites de grano [66]. El uso de IQ como herramienta para la caracterización de microestructuras se basa en las características estructurales de la red cristalina, es decir, en los defectos y distorsiones de la red (densidad de dislocaciones principalmente). En función de la similitud entre los patrones, el programa asigna a cada punto un tono de una escala de grises [67], a un punto en una zona de baja distorsión se le asignará un tono claro, ya que el patrón teórico y el obtenido serán prácticamente idénticos, mientras que un punto situado en una zona de gran distorsión, será coloreado con una tonalidad más oscura [67].

2.3.4 Microscopía óptica

Para la caracterización de la microestructura del material de llegada, se utilizó un microscopio Olympus GX51 (Figura 18) y para la captura de imágenes el software QCapture Pro. Para su observación por dicha técnica, las muestras fueron preparadas por técnicas convencionales de metalografía. Se atacó la muestra con reactivo Nital (ácido nítrico) al 5% por inmersión durante 10 s, seguido de un ataque con reactivo LePera. El reactivo LePera se obtuvo mediante la preparación de dos soluciones: ácido pícrico ($C_6H_3N_3O_7$) al 4% peso/volumen en alcohol etílico y metabisulfito de sodio ($Na_2S_2O_5$) en una concentración al 1% peso/volumen en agua. El ataque con LePera se realizó en dos etapas; primero se atacó por inmersión durante 5 segundos, seguido del lavado de la muestra con alcohol y secado con aire caliente; inmediatamente después se volvió a atacar durante otros 5 segundos, y se procedió con el lavado y el secado de la muestra.



Figura 18. Microscopio óptico Olympus GX51.

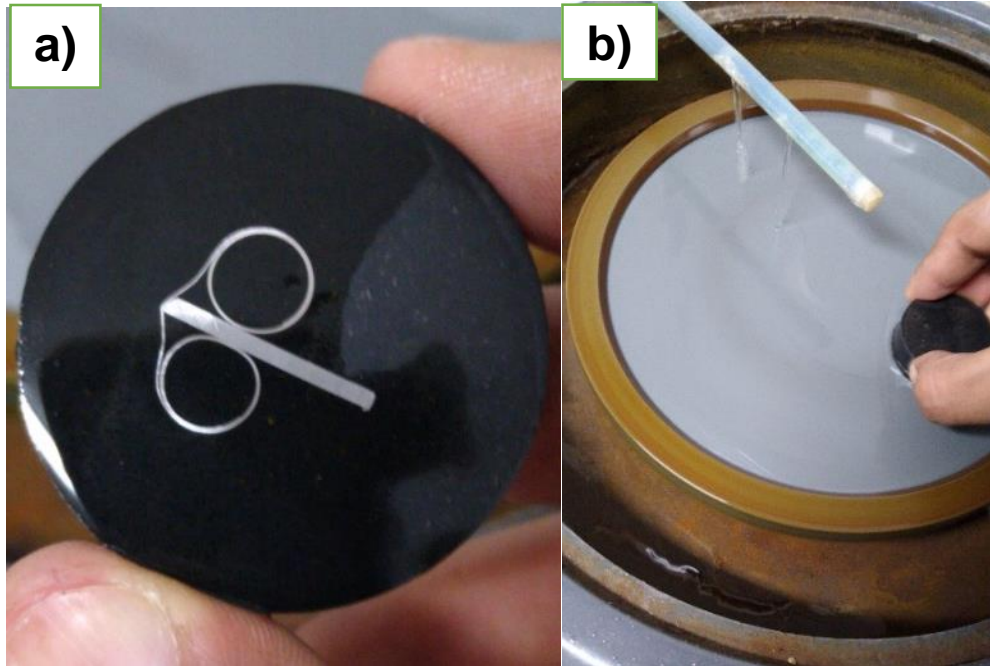


Figura 19. a) Muestra montada en baquelita y b) desbaste de la muestra.

2.3.5 Ensayos de tensión uniaxial

Se realizaron ensayos de tensión uniaxial en las muestras tratadas térmicamente con el fin de evaluar los efectos del tiempo y de la temperatura del tratamiento isotérmico bainítico sobre las propiedades mecánicas, y de esta manera establecer la correlación existente entre dichas propiedades, las variables del tratamiento térmico y la microestructura. Las propiedades mecánicas se determinaron a partir de las curvas esfuerzo contra deformación ingenieril. Se utilizaron probetas miniatura de 36.5 mm de longitud total y 12.5 mm de longitud calibrada (Figura 20), maquinadas a escala de la probeta *subsize* recomendada por la norma ASTM E-8 [56]. Estas dimensiones permiten un calentamiento uniforme de la probeta durante los tratamientos térmicos en el dilatómetro utilizado. Para medir la variación de la extensión de las probeta durante los ensayos de tensión uniaxial (medición de la deformación), se utilizó un extensómetro de 12 mm de longitud calibrada (Figura 21), mientras que la elongación a fractura se determinó a partir de los cambios observados en las marcas de la longitud calibrada, de acuerdo con los procedimientos de la norma ASTM E-8 [56]. La Figura 22 muestra una curva esfuerzo vs deformación ingenieril obtenida a partir de los ensayos de tensión uniaxial con el uso de un extensómetro MTS S/N 10531526.

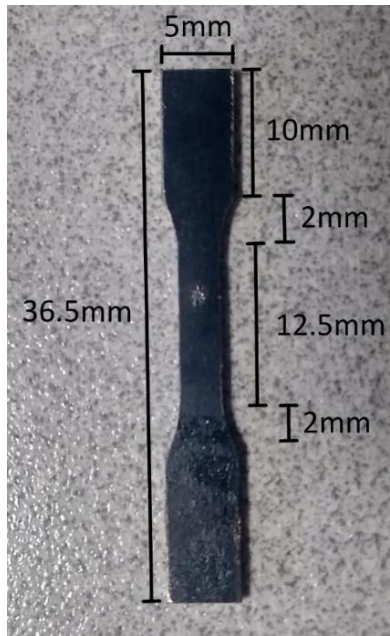


Figura 20. Imagen que muestra una probeta miniatura tratada térmicamente.

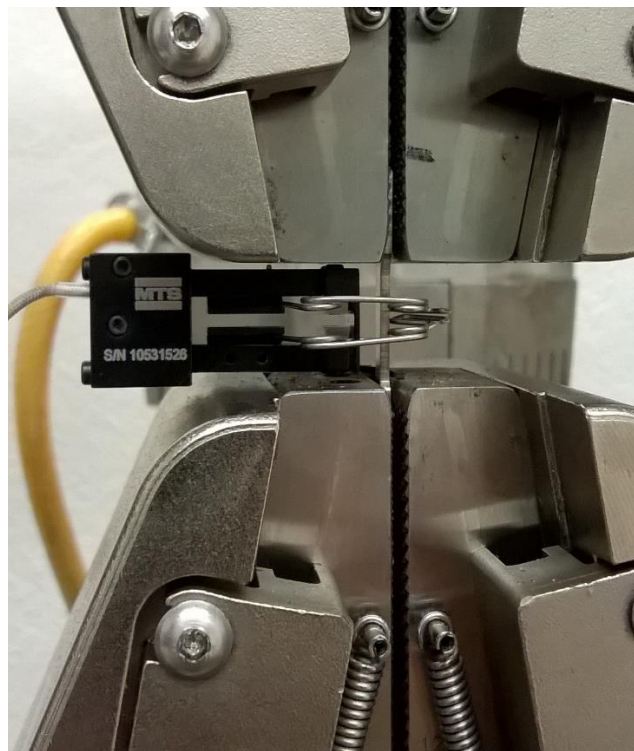


Figura 21. Probeta miniatura utilizada para los ensayos de tensión uniaxial y el extensómetro MTS S/N 10631526.

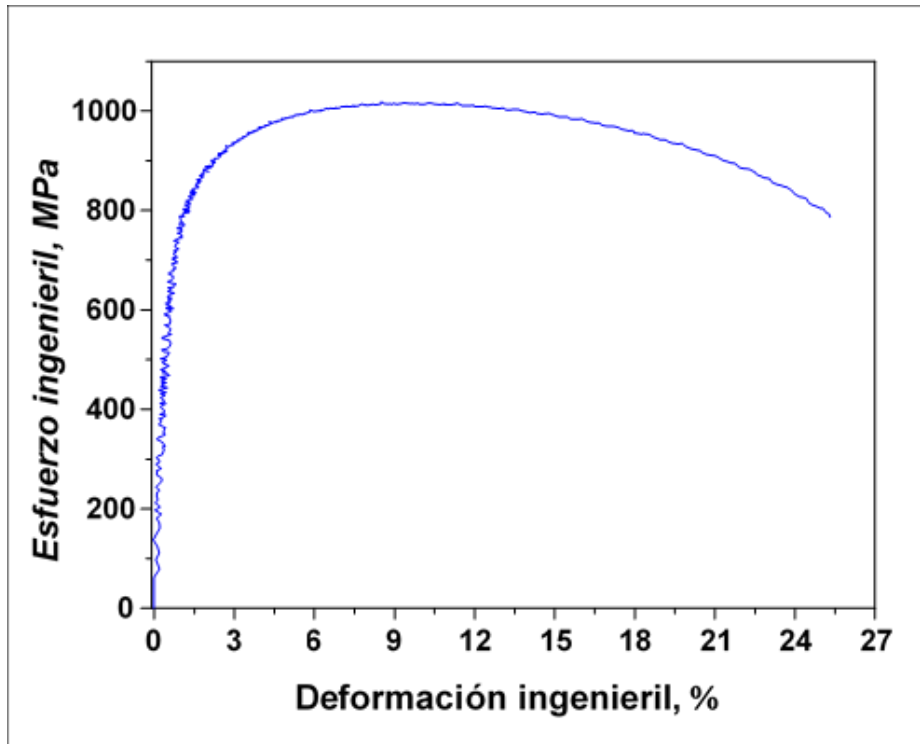


Figura 22. Curva esfuerzo contra deformación ingenieril obtenida experimentalmente con el uso del extensómetro en una muestra tratada térmicamente.

2.4 Arquitectura de la red neuronal

Para obtener el modelo de redes neuronales se utilizó la extensión de MatLab: *Artificial Neural Networks*. Las propiedades mecánicas fueron correlacionadas con las fases presentes en la microestructura después de los ciclos térmicos aplicados. Se utilizaron como variables de entrada los porcentajes de fase y/o microconstituyentes presentes en cada muestra, determinadas mediante difracción de electrones retrodispersados, y como variables de salida las propiedades mecánicas (porcentaje de elongación a fractura, resistencia a la tensión y el esfuerzo a la cedencia).

Se utilizó la tangente hiperbólica como función de activación debido a que se ha observado que esta función es la que más se asemeja al comportamiento de la relación entre las fracciones volumétricas y las propiedades mecánicas. Las funciones que más se asemejan al comportamiento entre dichos parámetros microestructurales y las propiedades

mecánicas son las funciones sigmoideas y en particular la tangente hiperbólica [15-16]. El número de neuronas utilizados en la capa oculta se varió entre 8 y 20 neuronas, hasta encontrar la combinación con menos porcentaje de error, ya que encontrar este número de neuronas es un ejercicio de prueba y error [54].

Por último, se utilizó el método del descenso del gradiente para calcular el punto mínimo de función de coste, ya que a diferencia del método de mínimos cuadrados, este método calcula el error con una mayor velocidad, permitiendo encontrar el error con mayor eficacia al hacer los pasos de iteración más cortos [18]. La Figura 23 muestra el esquema de la red neuronal artificial de retropropagación utilizada en el presente trabajo.

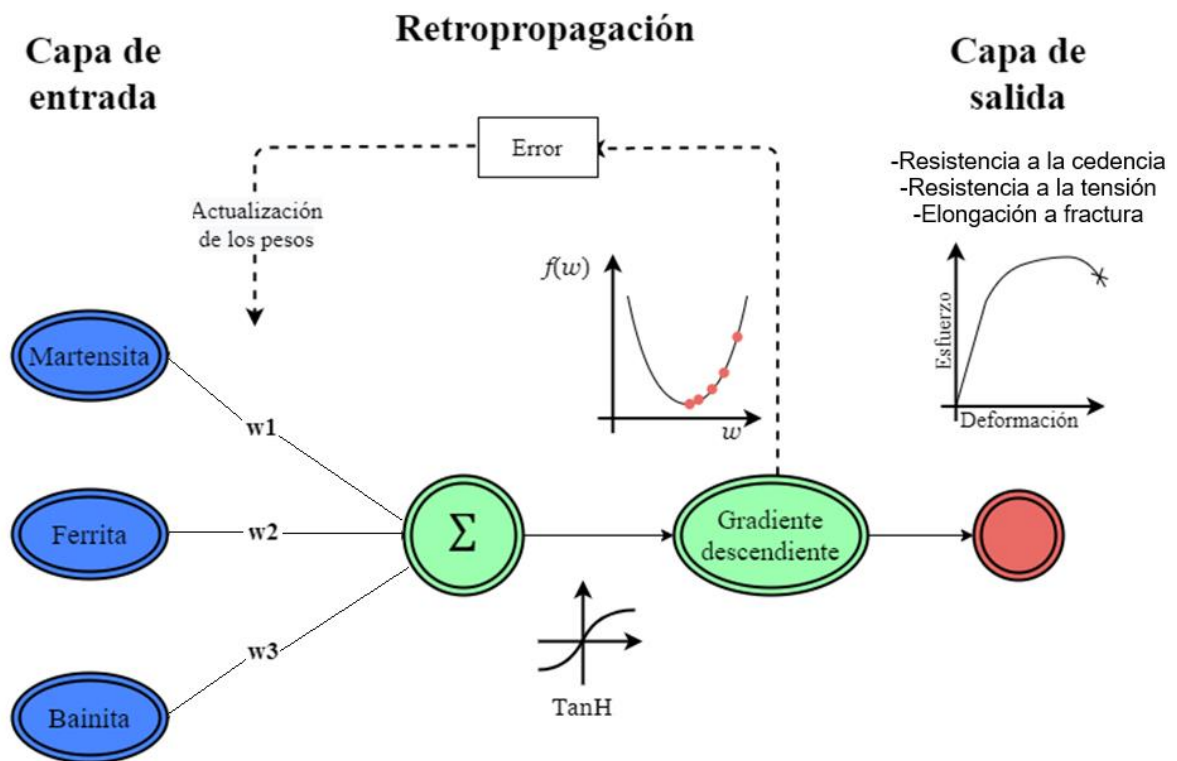


Figura 23. Esquema de la red neuronal artificial de retropropagación.

Capítulo 3. Resultados y discusión de los efectos del tratamiento isotérmico bainítico sobre la microestructura y las propiedades mecánicas del acero experimental, y del desempeño de la red neuronal

3.1 Características microestructurales y químicas del material laminado en frío

Antes de evaluar los cambios causados por el recocido intercrítico y el tratamiento isotérmico bainítico, es necesario conocer las características microestructurales del material de partida. La micrografía de la Figura 24 muestra la microestructura del acero laminado en frío antes de ser sometida a los tratamientos térmicos. En general, la microestructura del acero laminado en frío presenta granos de ferrita deformados, los cuales están elongados en la dirección de la laminación (fase clara). Asimismo, se observa la presencia de perlita deformada (zona oscura).

En dicha imagen se observa una distribución uniforme de la fase ferrita y del microconstituyente perlita a través del espesor. La morfología de la fase ferrita y del microconstituyente perlita se muestra en la Figura 25, éste último se caracteriza por una morfología laminar de carburos dentro de una matriz de ferrita que dan un aspecto de huella dactilar. Durante la laminación en caliente, la austenita deformada puede recrystalizar dinámica o estáticamente ya que la temperatura de la laminación es, por lo general, es más alta que la temperatura de recrystalización del acero. Durante el enfriamiento en aire, se favorece la difusión del carbono por lo que la austenita puede transformar a ferrita y perlita. La deformación plástica a temperatura ambiente (laminación en frío), causa la deformación de la ferrita y la perlita mayoritariamente en la dirección de la laminación, como se muestra en las Figuras 24 y 25.

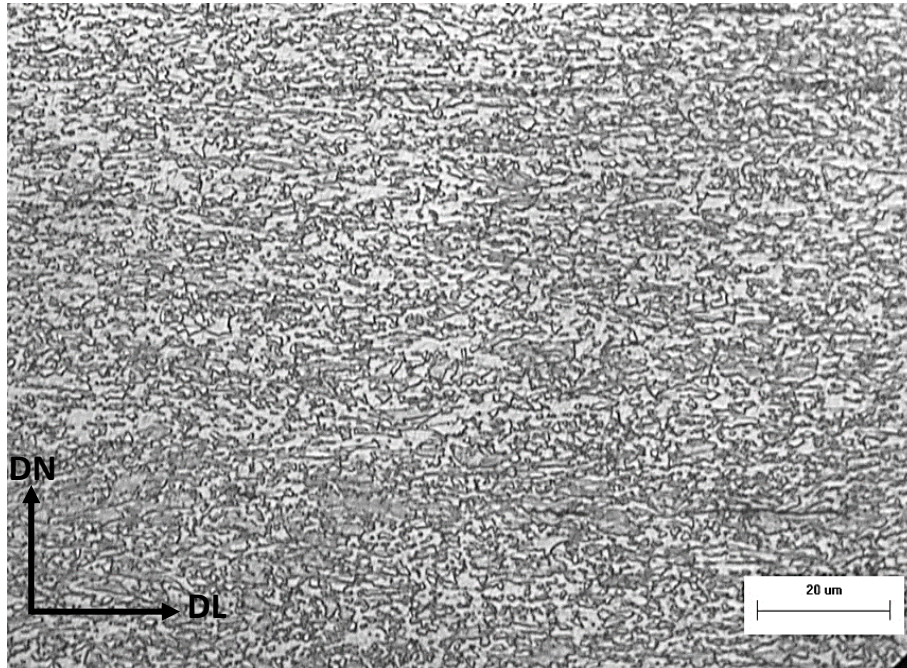


Figura 24. Micrografía obtenida mediante microscopía óptica que muestra la microestructura del acero laminado en frío.

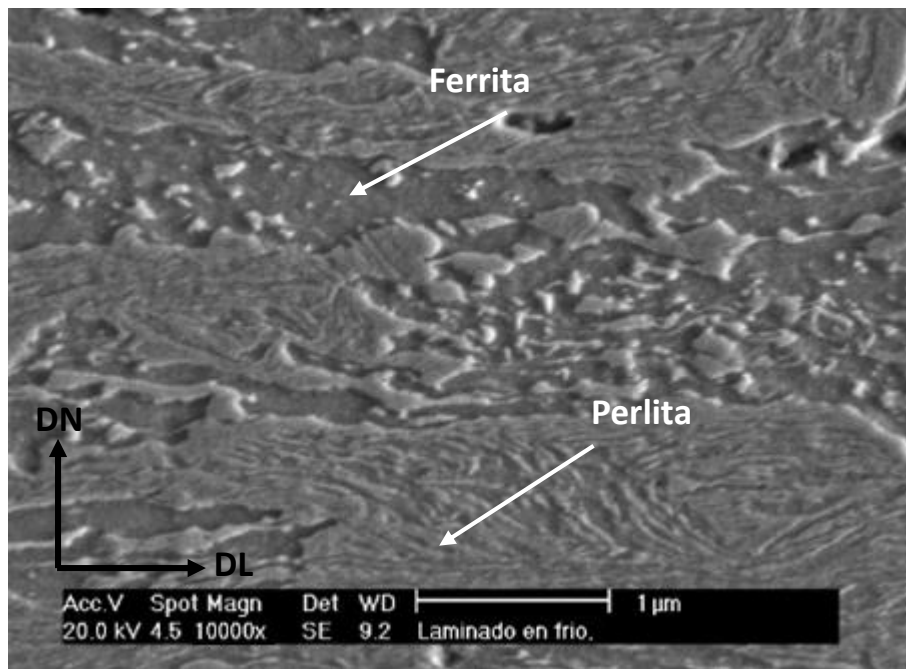


Figura 25. Micrografía obtenida mediante microscopía electrónica de barrido que muestra la morfología de las fases presentes en el acero laminado en frío.

La Tabla 7 muestra la composición química del acero experimental (laminado en frío); como se puede observar, el acero se caracteriza por tener un bajo contenido de carbono. A excepción del manganeso y del cromo, todos los elementos tienen concentraciones menores a 1%. Como se mencionó anteriormente, esta composición fue seleccionada con base en los resultados previos reportados por A. López [42], los cuales mostraron la posibilidad de obtener aceros multifásicos bajo condiciones que simulan líneas de recocido y galvanizado continuo. Sin embargo, en dicho trabajo no se investigaron los efectos combinados de la temperatura y el tiempo de tratamiento isotérmico bainítico, pero representan una motivación para el desarrollo de aceros multifásicos en función de dichas variables, lo cual representa el objetivo principal de este estudio.

Tabla 7. Composición química del acero experimental (% peso).

Elemento	Fe	C	Al	Cr	Cu	Co	Mn	S
	93.9534	0.179	0.55	1.22	0.221	0.0132	1.66	0.004
Elemento	Mo	Nb	Ni	Si	Ti	V	P	
	0.476	0.431	0.489	0.725	0.0129	0.0202	0.002	

El contenido de carbono se ajustó a 0.17 % en peso para reducir el efecto negativo de este elemento sobre la soldabilidad; el manganeso y níquel se utilizaron para promover la formación de austenita a bajas temperaturas; el silicio y aluminio fueron utilizados para retardar la precipitación de cementita durante el tratamiento isotérmico bainítico (IBT); el niobio y el cobre fueron utilizados para promover el efecto de endurecimiento por precipitación y el molibdeno para promover tanto la precipitación como el endurecimiento por solución sólida [28]. Una de las variaciones que se tuvieron en el acero experimental fue el contenido de Cr, pues se obtuvo un contenido mayor (1.22 %) que el deseado (0.12 %).

Recientemente, B. Navarrete y col. [20] reportaron un modelo matemático obtenido mediante regresión lineal múltiple para predecir de manera aproximada las propiedades mecánicas de aceros avanzados de alta resistencia en función de la composición química [20]. El efecto de segundas fases fue considerado de manera indirecta a partir de los

cambios en las propiedades mecánicas y los modelos solamente aplican en el caso de materiales tratados térmicamente [20]. Sin embargo, es importante mencionar que dichos modelos no consideran las fases presentes en el acero, al menos de manera directa. Por lo que en el presente trabajo de investigación, se realizó un estudio para establecer los efectos del tipo y la cantidad de fases y/o microconstituyentes presentes en el acero sobre las propiedades mecánicas. Lo anterior, con la finalidad de establecer los efectos del tiempo y la temperatura del tratamiento isotérmico bainítico sobre la microestructura y las propiedades mecánicas de los aceros investigados.

Para ello, en primer lugar, se determinaron las temperaturas críticas de transformación de fase en calentamiento (Ac_1 , Ac_3) y enfriamiento (M_s y M_f) continuo. A continuación se describen y discuten los resultados obtenidos.

3.2 Determinación de las temperaturas críticas de transformación de fase en calentamiento y enfriamiento continuo

La Figura 26a muestra las curvas de dilatación obtenidas experimentalmente en el acero laminado en frío en calentamiento continuo. Como se puede observar, durante el calentamiento del acero, ocurre la expansión del mismo causando un incremento en el valor de ΔL ($L_o - L_f$), donde L_o es la longitud inicial de la muestra y L_f es la longitud final de la probeta, a una temperatura y a un tiempo determinados [68]. Dicho incremento es proporcional al cambio en la temperatura y exhibe un comportamiento lineal hasta aproximadamente 665 °C. Al llegar a dicha temperatura, se observa que la pendiente de la curva de dilatación cambia (I), y dicho cambio se observa hasta aproximadamente 725 °C. Por encima de esta temperatura, la expansión del material es nuevamente lineal, pero a temperaturas entre 748 °C y 900 °C, se observa un cambio adicional en la pendiente de dicha curva (II). Por encima de 900 °C, la curva de dilatación muestra nuevamente un comportamiento lineal con la temperatura (Figura 26a).

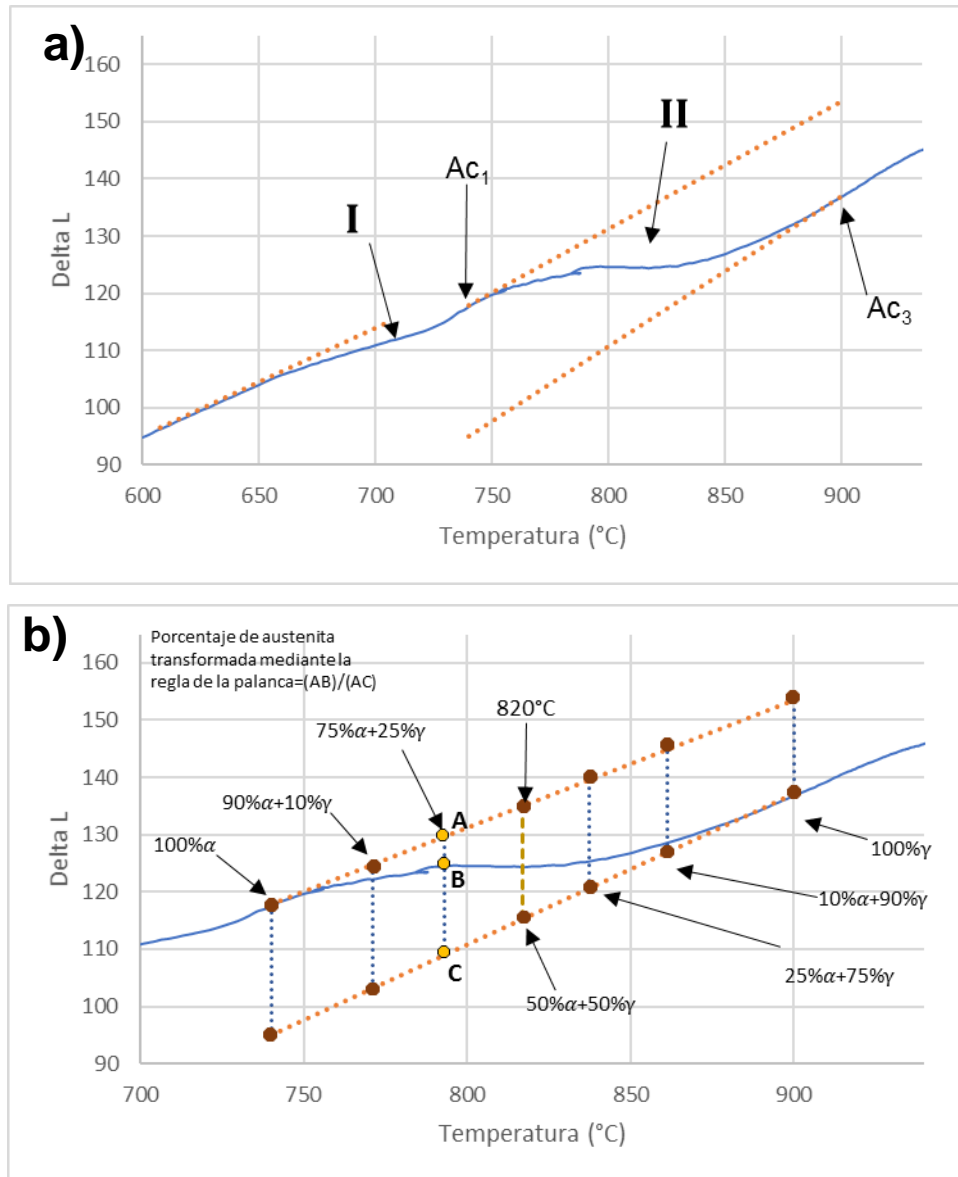


Figura 26. a) Curva de dilatación obtenida durante el calentamiento continuo del acero laminado en frío en función de la temperatura y b) determinación de la evolución de austenita transformada a partir de la curva de dilatación y la regla de la palanca.

Es bien conocido que, durante el calentamiento de un acero, ocurre la expansión del mismo. Si el acero experimenta un cambio interno que implique un cambio en la velocidad de expansión, existirá un cambio en la pendiente de dicha curva que se relacionará con dicho cambio en la microestructura [68].

Algunos autores han investigado el efecto de la velocidad de calentamiento sobre el comportamiento de la recristalización y la austenitización de aceros deformados en frío; ellos observaron que durante la recristalización del acero, se observa un cambio en la pendiente en las curvas de dilatación [69]. Las temperaturas de inicio de dicho proceso aumentan con el incremento en la velocidad de calentamiento; lo cual es atribuido a un menor tiempo para la nucleación. Estos investigadores reportaron que para un acero de bajo carbono, la recristalización tenía lugar entre 650 °C y 725 °C (a una velocidad de calentamiento de 50 °C/s) ocurriendo antes de la transformación de fase de ferrita a austenita [69].

Es conocido que la temperatura de recristalización depende de varios factores como la composición química, el tamaño de grano, la velocidad de calentamiento y la magnitud de la deformación plástica [69]. En el presente trabajo, considerando que el material de partida se encuentra deformado en frío, y de acuerdo con los resultados de otros investigadores en aceros similares, el primer cambio observado a temperaturas entre 665 °C y 725 °C (Figura 26a), puede ser atribuido a la recristalización del acero laminado en frío. Considerando que la velocidad de calentamiento empleada en este trabajo fue relativamente rápida (20 °C/s) y que la recristalización ocurre entre 665 °C y 725 °C ($\Delta T = 60$ °C), puede concluirse que, la recristalización del material laminado en frío, en calentamiento continuo, tiene lugar en un tiempo muy corto (alrededor de 3 segundos).

El segundo cambio de pendiente observado entre 748 °C y 900 °C se caracteriza por una disminución en ΔL , o, en otras palabras, una contracción (Figura 26a). Algunos autores han reportado un comportamiento similar a temperaturas entre 760 °C y 840 °C para un acero hipoeutectoide [68]. Dicho cambio en la pendiente de la curva de dilatación es atribuido al reordenamiento atómico que ocurre como resultado del cambio en las estructuras alotrópicas del acero [68].

El cambio volumétrico durante la transformación se puede calcular a partir de datos cristalográficos. Siendo a la arista de la celda unitaria, en los sistemas BCC y FCC se calculan de manera diferente: en el sistema BCC $a=4r/\sqrt{3}$, mientras que para el sistema FCC $a=\sqrt{8}r$, donde r es el radio atómico del hierro. El volumen de la celda unitaria del hierro BCC antes de transformarse es 0.023467 nm^3 , este es el volumen ocupado por dos átomos

de hierro, ya que existen dos átomos por celda unitaria en la estructura cristalina BCC. El volumen de la celda unitaria en el hierro FCC es 0.046307 nm^3 , pero éste es el volumen ocupado por 4 átomos de hierro. Por lo tanto, ya que existen cuatro átomos por cada celda unitaria FCC, se deben comparar dos celdas BCC (con volumen de 0.046934 nm^3) con cada celda FCC. El cambio porcentual en volumen durante la transformación es:

$$\text{Cambio de volumen} = \frac{0.046307 \text{ nm}^3 - 0.046934 \text{ nm}^3}{0.046934 \text{ nm}^3} * 100 = -1.34\% \quad \text{Ec. 9}$$

Esto indica que el hierro se contrae al calentarse a $1 - 0.0134 = 0.9866 \text{ cm}^3$ después de transformarse [6]. Por lo tanto, el segundo cambio observado en la curva de dilatación puede atribuirse a la transformación austenítica que tiene lugar durante el calentamiento continuo. Por encima de $900 \text{ }^\circ\text{C}$, se observa nuevamente un comportamiento lineal entre la expansión del acero y la temperatura; este resultado sugiere que la transformación austenítica ha concluido y la fase estable a esas temperaturas es la austenita.

A partir de las curvas de dilatación se puede determinar la fracción en volumen de la fase transformada mediante el uso de la regla de la palanca [38], como se muestra en la Figura 26b. Para ello, es necesario trazar dos tangentes a la parte lineal de la curva de dilatación. A continuación, se trazan líneas rectas verticales para unir las tangentes; la longitud total de las líneas verticales será definida por el segmento AC [38]. La intersección con la curva de dilatación, definirá los segmentos AB y BC, que de acuerdo a la regla de la palanca, permitirán determinar la fracción de austenita transformada y de ferrita remanente, a partir de las relaciones $AB/AC*100$ y $BC/AC*100$, respectivamente [38].

La Figura 27 muestra la evolución de ferrita y austenita determinada a partir de la curva de dilatación y la regla de la palanca durante el calentamiento continuo del acero laminado en frío. A partir de los resultados de esta figura se decidió fijar la temperatura de recocido intercrítico a $820 \text{ }^\circ\text{C}$ y el tiempo se estableció en 15 s, con el fin de evaluar los efectos del tiempo y de la temperatura del tratamiento isotérmico bainítico.

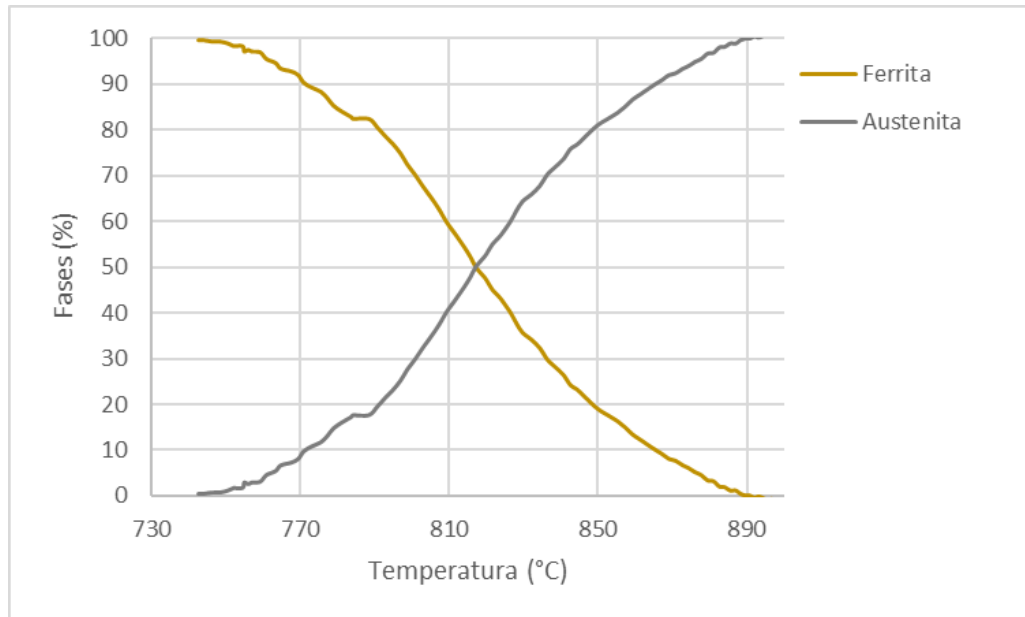


Figura 27. Evolución de ferrita y austenita durante el calentamiento continuo del acero laminado en frío.

La Figura 28 muestra la variación de la dilatación del acero durante el enfriamiento continuo, desde el campo de estabilidad de la austenita hasta temperatura ambiente. Se observa un cambio de pendiente, el cual se caracteriza por una expansión del material durante el enfriamiento. Este comportamiento, está relacionado con el cambio de volumen que ocurre como resultado de la transformación de austenita a martensita a temperaturas por debajo de la M_s [69]. El volumen de la martensita es significativamente mayor que el de la austenita, por lo tanto, durante el progreso de la transformación martensítica, a temperaturas por debajo de la M_s , se observa una expansión con la disminución de la temperatura, la cual se asocia a una mayor cantidad de martensita [69]. Por debajo de la temperatura M_f , se observa un comportamiento lineal entre ΔL y la temperatura, lo cual indica que el acero ya no sufre algún cambio microestructural adicional. A partir de estos resultados, se pudieron establecer las temperaturas del tratamiento isotérmico bainítico (IBT), con el fin de promover la transformación bainítica a temperaturas por encima de la temperatura de transformación M_s ($T > 403$ °C).

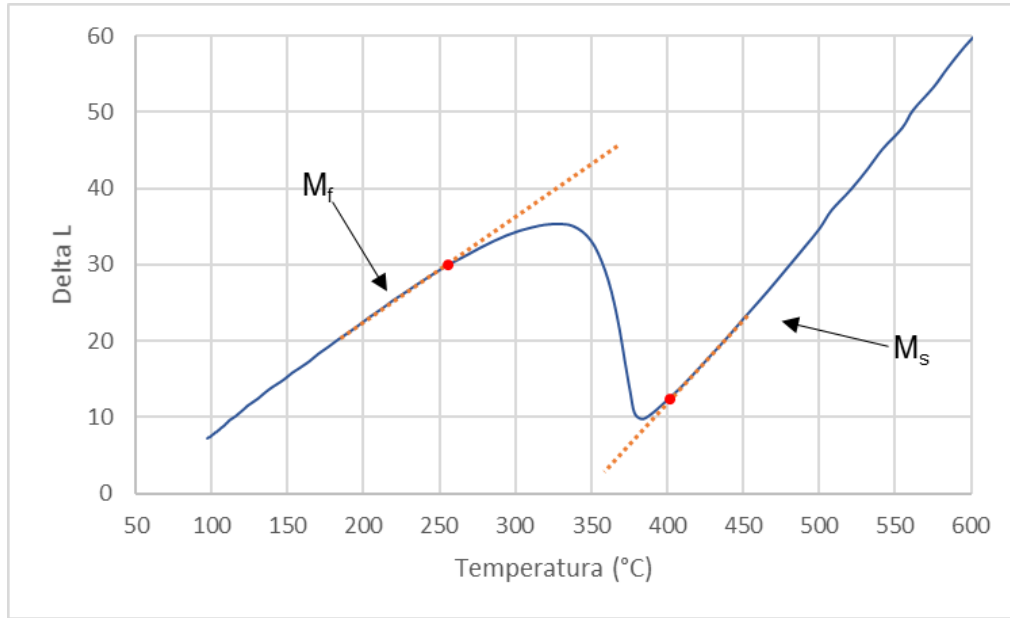


Figura 28. Curva de dilatación obtenida durante el enfriamiento continuo del acero laminado en frío en función de la temperatura.

La Figura 29 muestra el diagrama CCT calculado con la composición química del acero experimental (Tabla 7). Este tipo de diagramas muestra el efecto de la velocidad de enfriamiento sobre la descomposición de la austenita durante el enfriamiento continuo. Las temperaturas de transformación de fase calculadas con la química del acero experimental fueron $Ac_1=731$ °C y $Ac_3=879$ °C. Estas temperaturas son inferiores a las determinadas experimentalmente mediante dilatometría (748 °C y 900 °C). La variación entre las temperaturas calculadas y las determinadas es alrededor de 17 °C y 21 °C, respectivamente. La variación entre la temperatura media obtenida mediante dilatometría (820 °C) y la calculada con el programa (805 °C) es de 15 °C. El diagrama calculado permite, en primera instancia, tener un entendimiento aproximado de las transformaciones de fase que pueden ocurrir durante los tratamientos térmicos. A partir de las curvas de dilatación y la regla de la palanca se obtuvo que la temperatura requerida para obtener 50 % ferrita + 50 % austenita, fue de 820 °C. Posteriormente, se calculó el tamaño de grano austenítico a dicha temperatura considerando un tiempo de empape de 15 s, obteniendo un valor de 8.3 μm . Para calcular el tamaño de grano austenítico se empleó la siguiente ecuación:

$$D^a = Ct \exp\left(\frac{-Q}{RT}\right) \quad \text{Ec. 10}$$

donde D es el tamaño de grano austenítico en mm, a y C son constantes del material, Q es la energía de activación y R es la constante de los gases, T es la temperatura y t es el tiempo. Asimismo, $a = 4$, $C = 0.4948 \times 10^{14}$ /segundo, y $Q/R = 63900$.

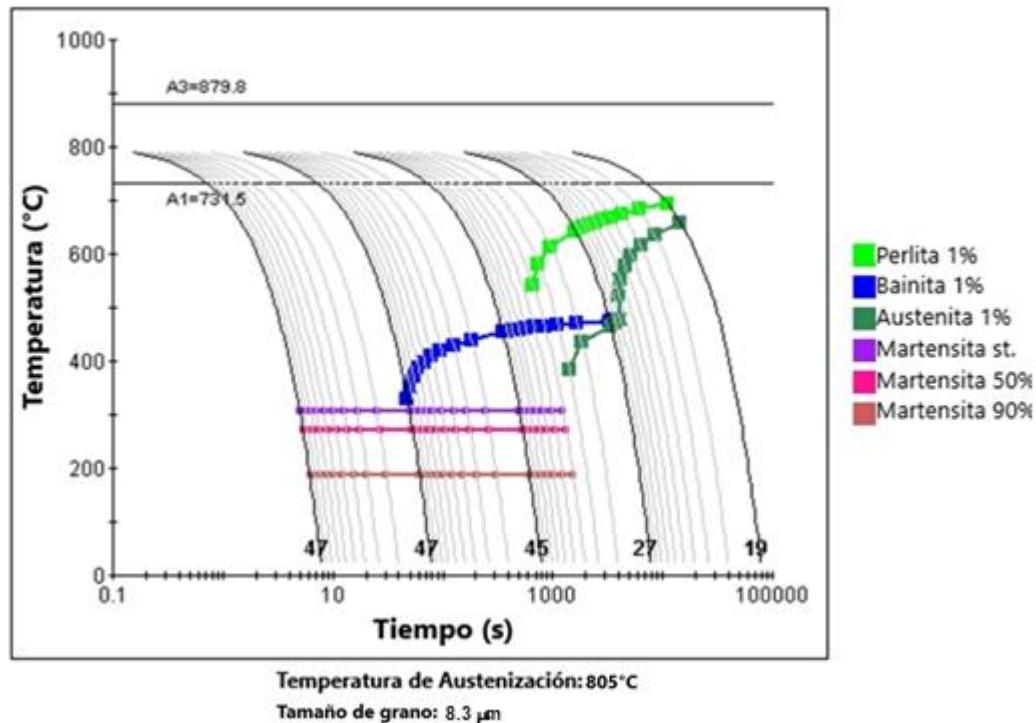


Figura 29. Diagrama CCT calculado con la composición química del acero experimental a partir de una temperatura dentro del rango intercrítico.

Este tipo de diagramas también muestra la dureza (HRC) resultante del enfriamiento continuo a partir de los valores nominales de la dureza de dichas fases y microconstituyentes, y del efecto de los elementos de aleación [28]. La dureza en el diagrama CCT intercrítico refleja la dureza del producto de descomposición de la austenita. Las curvas en el diagrama que parten de 805 °C representan las velocidades de enfriamiento; por ejemplo, las curvas negras de izquierda a derecha, representan velocidades de enfriamiento de 100 °C/s, 10 °C/s, 1 °C/s, 0.1 °C/s y 0.01 °C/s,

respectivamente. Las líneas moradas, magenta y café representan el inicio de la transformación martensítica, el 50 % y 90 % de avance de dicha transformación, respectivamente. La curva de color azul indica el 1 % de la transformación bainítica, y las curvas verde claro y verde oscuro, representan las curvas del 1 % de la transformación perlítica y la austenita remanente después de la transformación, respectivamente.

De esta manera, de acuerdo con el diagrama CCT, a velocidades de enfriamiento entre 100 °C/s y 10 °C/s, la austenita intercrítica transformará mayoritariamente a martensita con una dureza alrededor de 47 HRC. Para una velocidad de enfriamiento de 1 °C/s, se observa una ligera disminución en la dureza debido a la formación de bainita durante el enfriamiento, y esta disminución es más significativa con un enfriamiento más lento, debido a la formación de perlita. De acuerdo con el diagrama CCT calculado para el acero de partida, durante el recocido a 805 °C coexistirán la ferrita y la austenita, por lo que dicho diagrama refleja la descomposición de la austenita intercrítica a partir de dicha temperatura. Como se mencionó anteriormente, la variación entre la temperatura obtenida mediante dilatometría (820 °C) para obtener 50 % ferrita + 50 % austenita, y la calculada con el programa (805 °C) es de solamente 15 °C.

Por lo tanto, a partir de dicho diagrama es de esperarse que durante el recocido coexistan la ferrita y la austenite, posteriormente en el IBT, existe la posibilidad de promover la transformación de austenita a bainita; por lo que el tiempo y la temperatura en esta etapa tendrán un efecto sobre la cantidad de dicho microconstituyente y sobre las propiedades mecánicas. La formación de martensita durante el enfriamiento final también es posible, por lo que existe la posibilidad de obtener aceros multifásicos en tiempos cortos. A continuación se presentan y discuten los efectos del tiempo y la temperatura de IBT sobre la microestructura y las propiedades mecánicas de los aceros resultantes.

3.3 Transformaciones de fase y microestructuras resultantes de los tratamientos térmicos

La Figura 30 muestra las curvas temperatura contra tiempo obtenidas experimentalmente con el uso de termopares tipo K en las muestras del acero laminado en frío. Estas curvas muestran que el ciclo térmico al que fue sometido el acero estuvo controlado en cada prueba. En todos los casos, las condiciones del recocido intercrítico se mantuvieron constantes, la temperatura se mantuvo a 820 °C y el tiempo de permanencia fue de 15 s. La velocidad de calentamiento (20 °C/s), velocidad de enfriamiento del recocido intercrítico al IBT (15 °C/s), y velocidad de enfriamiento del IBT hasta temperatura ambiente (2 °C/s) también se mantuvieron constantes. Estas gráficas muestran claramente la variación en los parámetros de estudio: temperatura (425 °C, 450 °C y 475 °C) y tiempo (30 s, 60 s y 120 s) de tratamiento isotérmico bainítico. Prácticamente en todos los casos, se observan líneas rectas, lo cual refleja la alta precisión del equipo para el control, tanto de las velocidades de calentamiento y enfriamiento como de la temperatura.

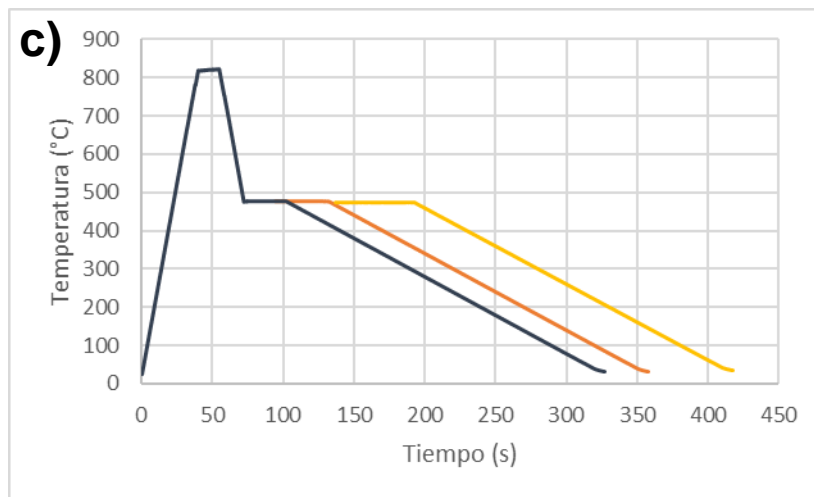
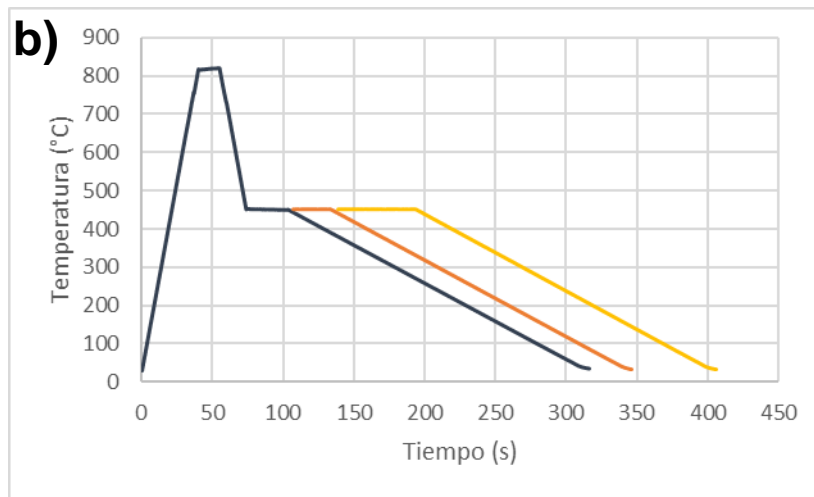
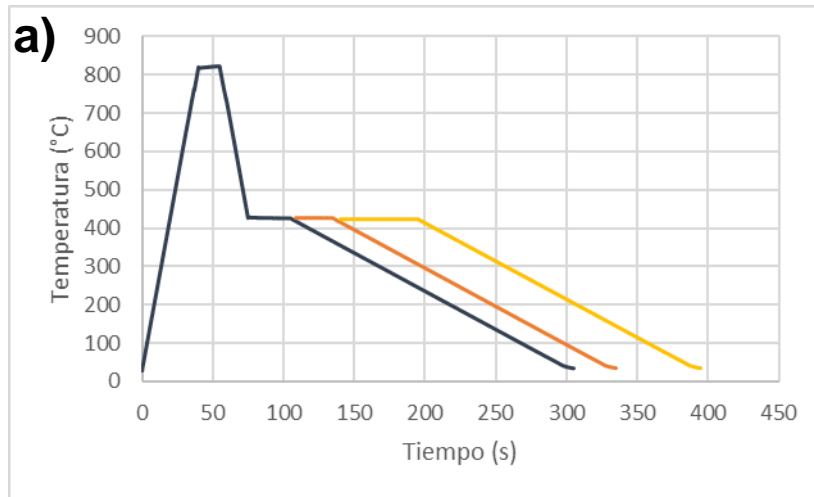


Figura 30. Gráficas de tiempo contra temperatura obtenidas experimentalmente en función del tiempo y la temperatura de IBT: a) 425 °C, b) 450 °C y c) 475 °C.

Las Figuras 31, 32 y 33 muestran el efecto del tiempo de IBT sobre el comportamiento de las curvas de dilatación a temperaturas 425 °C, 450 °C y 475 °C, respectivamente. Para cada temperatura se varió el tiempo de IBT a 30 s, 60 s y 120 s. En general, se observa que durante el ciclo térmico del acero laminado en frío, ocurre la recristalización del material y varias transformaciones de fase que se discuten a continuación.

La primera, es caracterizada por una contracción del acero durante el recocido, la cual es atribuida a la transformación de fase de ferrita+perlita a austenita. La segunda, desde el enfriamiento del IBT y durante el tratamiento isotérmico bainítico, y está relacionada con la transformación de fase de austenita a bainita. La tercera transformación ocurre durante el enfriamiento final y es atribuida a la transformación de austenita a martensita. Sin embargo, la magnitud de la expansión que ocurre durante la transformación bainítica disminuye conforme la temperatura de IBT se incrementa, como se muestra claramente en la Figura 34.

Algunos investigadores obtuvieron resultados similares [70-73]. Ellos estudiaron la transformación bainítica durante el tratamiento isotérmico bainítico mediante dilatometría, a partir de la variación en la dilatación del acero. El tratamiento isotérmico se realizó a temperaturas de 365 °C, 380 °C, 400 °C, 420 °C y 430 °C por tiempos de hasta 1800 s [74]. Ellos observaron que el incremento en la temperatura del tratamiento isotérmico causaba una disminución en la magnitud de la dilatación [74]; la mayor dilatación se observó durante el IBT a 365 °C. El incremento en la magnitud de la dilatación a una menor temperatura fue atribuido a una mayor formación de bainita. Entre más baja es la temperatura isotérmica para la descomposición de austenita subenfriada, mayor es la cantidad de carbono almacenado en la austenita no transformada y, por lo tanto, mayor es la cantidad de bainita transformada. Cuanto mayor sea la diferencia de temperatura entre la temperatura de austenizado y la de austemperizado, más rápida es la transformación bainítica [74].

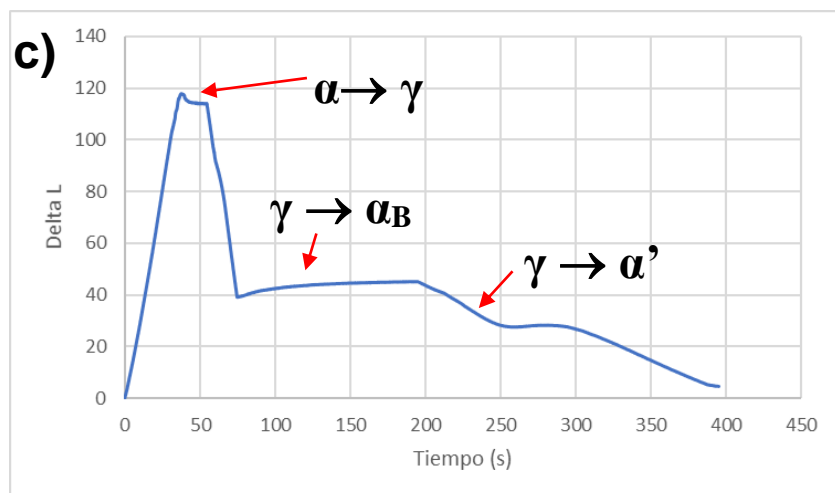
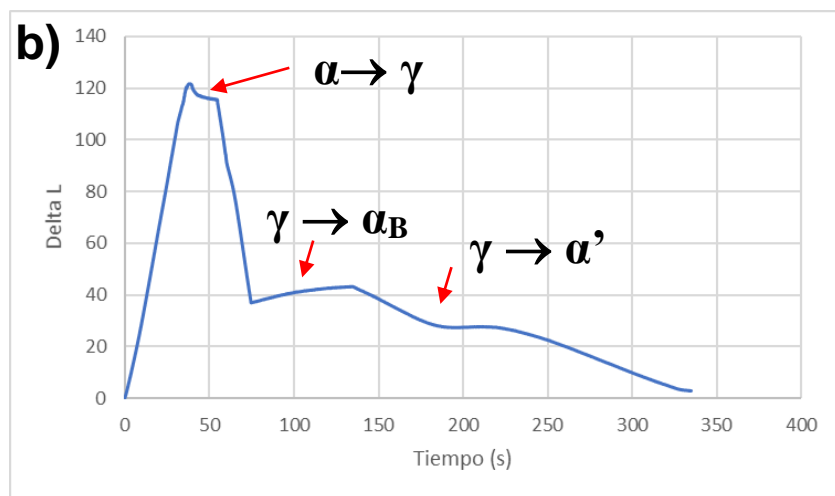
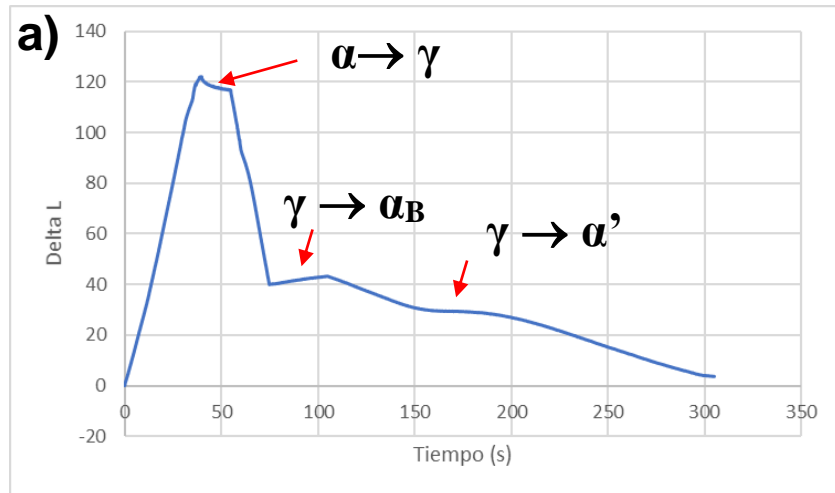


Figura 31. Curvas tiempo contra ΔL obtenidas experimentalmente para una temperatura de tratamiento isotérmico bainítico de 425 °C y tiempo de permanencia de: a) 30 s, b) 60 s y c) 120 s.

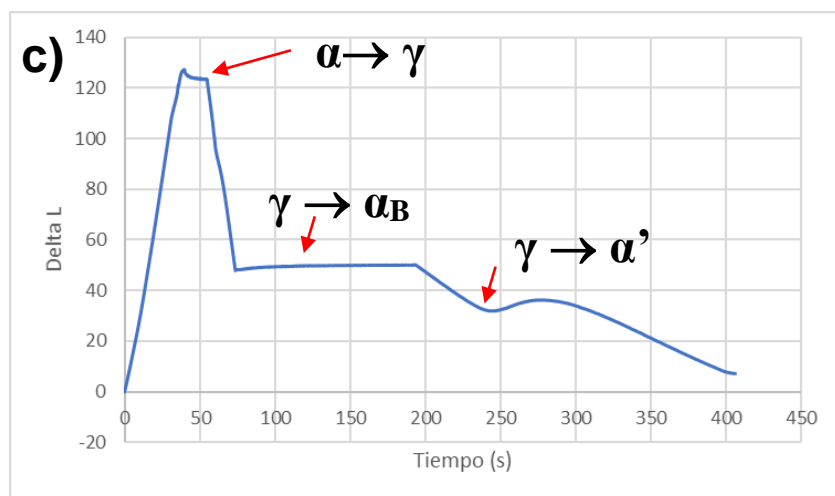
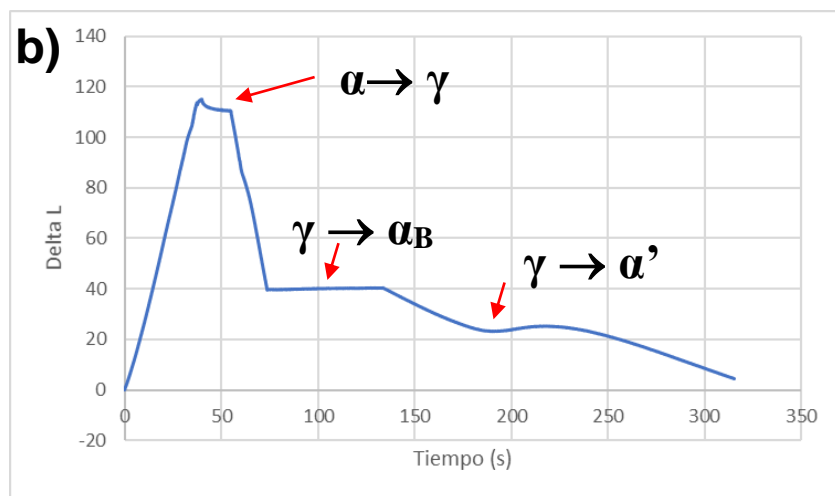
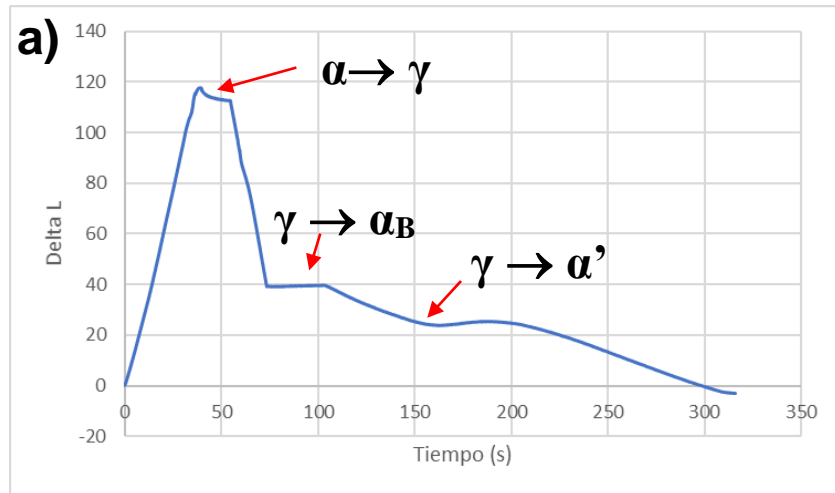


Figura 32. Curvas tiempo contra ΔL obtenidas experimentalmente para una temperatura de tratamiento isotérmico bainítico de 450 °C y tiempo de permanencia de: a) 30 s, b) 60 s y c) 120 s.

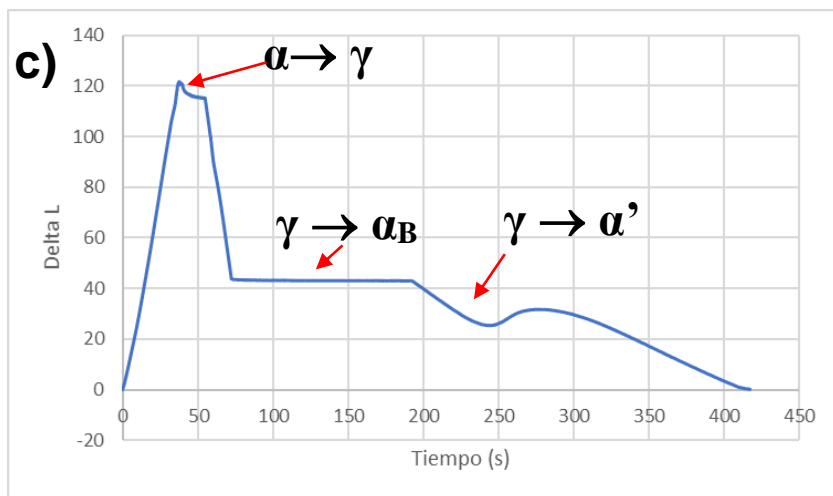
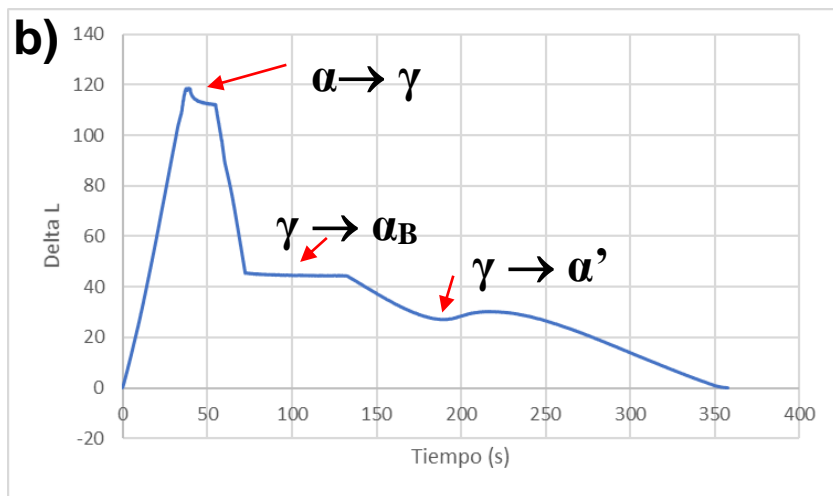
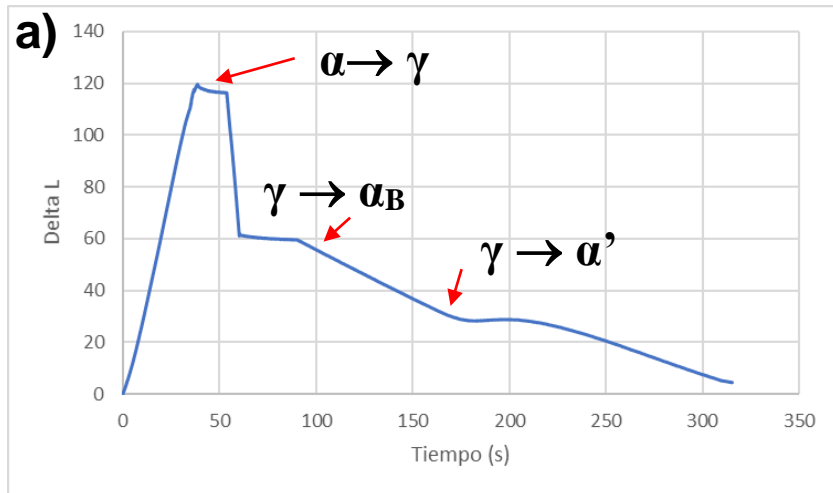


Figura 33. Curvas tiempo contra ΔL obtenidas experimentalmente para una temperatura de tratamiento isotérmico bainítico de 475 °C y tiempo de permanencia de: a) 30 s, b) 60 s y c) 120 s.

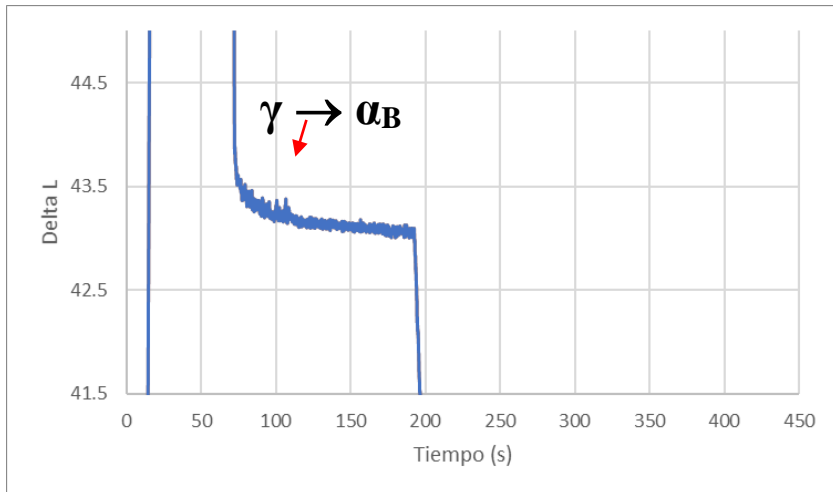
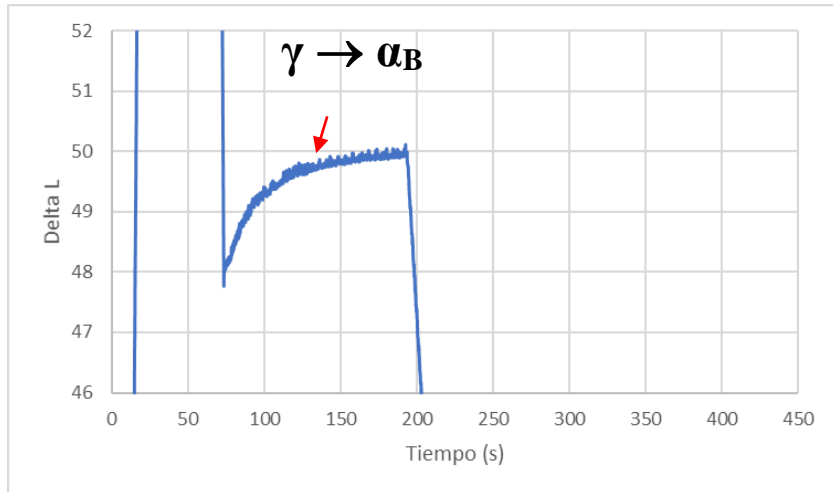
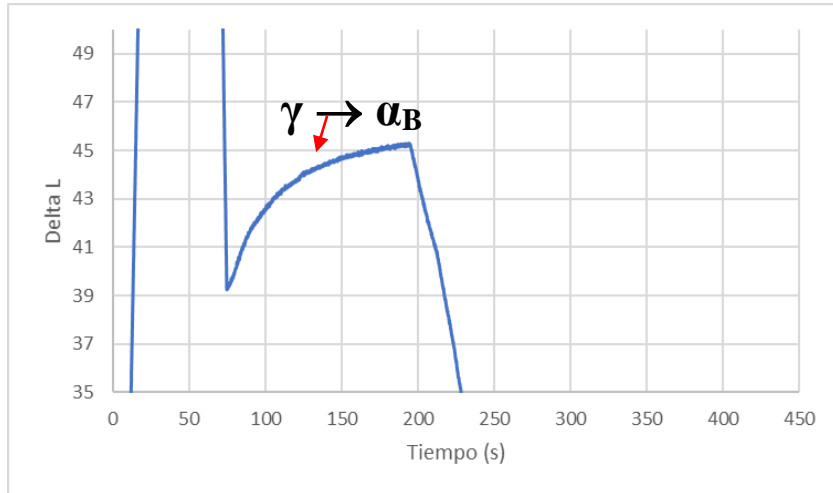


Figura 34. Curvas tiempo contra ΔL obtenidas experimentalmente en muestras con 120 s de IBT y temperaturas de: a) 425°C, b) 450°C y c) 475°C.

De acuerdo con el diagrama de transformación de fase en enfriamiento continuo presentado en la Figura 29, la nariz de la curva de la transformación bainítica está más cerca de la temperatura más baja investigada (425 °C). Esto sugiere que una vez que el acero alcanza la temperatura de 425 °C, el tiempo requerido para que ocurra la transformación bainítica será más corto, y por lo tanto, la cantidad de bainita transformada isotérmicamente será mayor para un tiempo dado con respecto a las otras temperaturas.

Al incrementar la temperatura del tratamiento isotérmico bainítico a 450 °C, el tiempo requerido para que se inicie la transformación bainítica será mayor, pues la nariz del inicio de la transformación bainítica estará más alejada, y este efecto será aún más significativo para una temperatura mayor (475 °C). Esto puede explicar porqué la magnitud de la expansión durante el tratamiento isotérmico bainítico es menor conforme la temperatura de IBT es mayor. Sin embargo, es necesario tener en cuenta que, durante el enfriamiento del IBT hasta temperatura ambiente, la austenita también puede transformar a bainita antes de que ocurra la transformación martensítica.

Como se muestra en las curvas de dilatación contra tiempo, la transformación martensítica causa un cambio de volumen durante el enfriamiento final. Adicionalmente, algunos autores han reportado que, por lo general, la transformación de austenita a martensita es incompleta y generalmente estas dos fases pueden estar presentes como islas de martensita/austenita (α'/γ) [69]. A partir del análisis dilatométrico se puede concluir que, durante el calentamiento del acero por encima de la temperatura crítica de transformación Ac_1 , ocurre la transformación austenítica a partir de la microestructura inicial de ferrita + perlita. Esta transformación avanza durante el recocido intercrítico permitiendo la coexistencia de ferrita y austenita. En el enfriamiento al IBT y durante dicho tratamiento, parte de la austenita se transforma en bainita, y en el enfriamiento final, la austenita remanente transforma mayoritariamente a martensita.

Las Figuras 35, 36 y 37 muestran las imágenes obtenidas mediante microscopía electrónica de barrido en muestras tratadas térmicamente. Dichas figuras muestran el efecto del tiempo de tratamiento isotérmico bainítico sobre la microestructura de muestras con temperaturas de IBT de 425 °C, 450 °C y 475 °C, respectivamente. A bajos aumentos (Figuras 35-37 a, c y e), se observa una distribución uniforme entre la matriz de ferrita y las segundas fases/microconstituyentes; a mayores aumentos (Figuras 35-37 b, d y f), se puede distinguir la morfología de las distintas fases/microconstituyentes. En todos los casos, se distinguen tres fases: ferrita (α), bainita (α_B) y martensita (α'), lo cual es consistente con los resultados obtenidos mediante dilatometría.

La ferrita muestra una profundidad mayor puesto que es una fase más suave y durante la preparación metalográfica puede deformarse con mayor facilidad. A diferencia de la morfología de la ferrita en el material de llegada, las muestras tratadas térmicamente, muestran granos de ferrita con morfología equiaxial, lo cual confirma que la recristalización del material laminado en frío ocurre durante el calentamiento del acero, como se demostró previamente en el análisis dilatométrico.

Durante el tratamiento térmico las dislocaciones se mueven por uno de dos métodos distintos: por deslizamiento sobre su plano de deslizamiento o por ascenso en una dirección perpendicular a su plano de deslizamiento. Ambas formas de movimiento causan un reacomodo de las dislocaciones a un estado termodinámicamente más estable formando sublímites bien definidos (poligonización) [75]. La coalescencia de dos o más sublímites resulta en la formación de un límite simple y en la reducción del número de sublímites. La coalescencia de sublímites conlleva a la formación de subgranos, y la coalescencia de éstos resulta en la formación de un grano recristalizado [75].

La bainita y la martensita se encuentran a una mayor altura, lo cual está asociado a una mayor dureza. La bainita crece en listones individuales o en subunidades para formar arreglos paralelos a partir del límite de grano austenítico o de inclusiones intragranulares. El crecimiento de cada subunidad está acompañado por la deformación en un plano invariante causada por un movimiento de corte en la red [76]. La martensita nuclea por debajo de la temperatura que suele designarse como temperatura M_s , y lo hacen en el interior de los granos, propagándose hacia los límites en dos direcciones opuestas [6].

El crecimiento lateral es máximo en el punto de iniciación y mínimo en el punto de su terminación, de ahí también su forma acicular. Sin embargo, debido a que la microestructura resultante, es muy fina, la identificación de bainita y martensita por microscopía electrónica de barrido, sigue siendo difícil. Por lo que, para determinar cuantitativamente el efecto del tiempo y la temperatura de IBT, se procedió a realizar la cuantificación de las fases resultantes mediante EBSD-IQ.

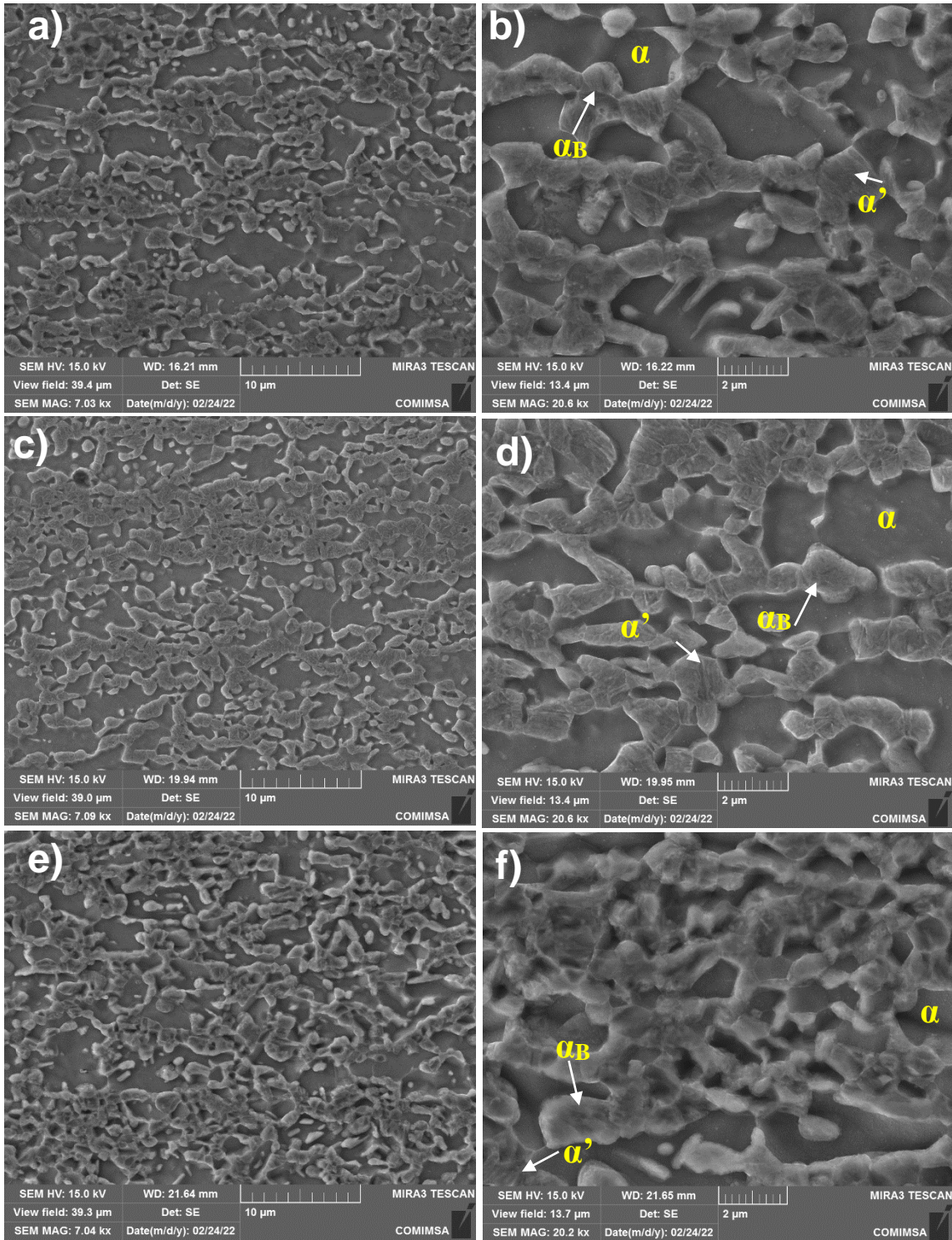


Figura 35. Imágenes obtenidas mediante microscopía electrónica de barrido en muestras con temperatura de IBT de 425 °C y tiempos de permanencia de: a, b) 30 s, c, d) 60 s y e, f) 120 s.

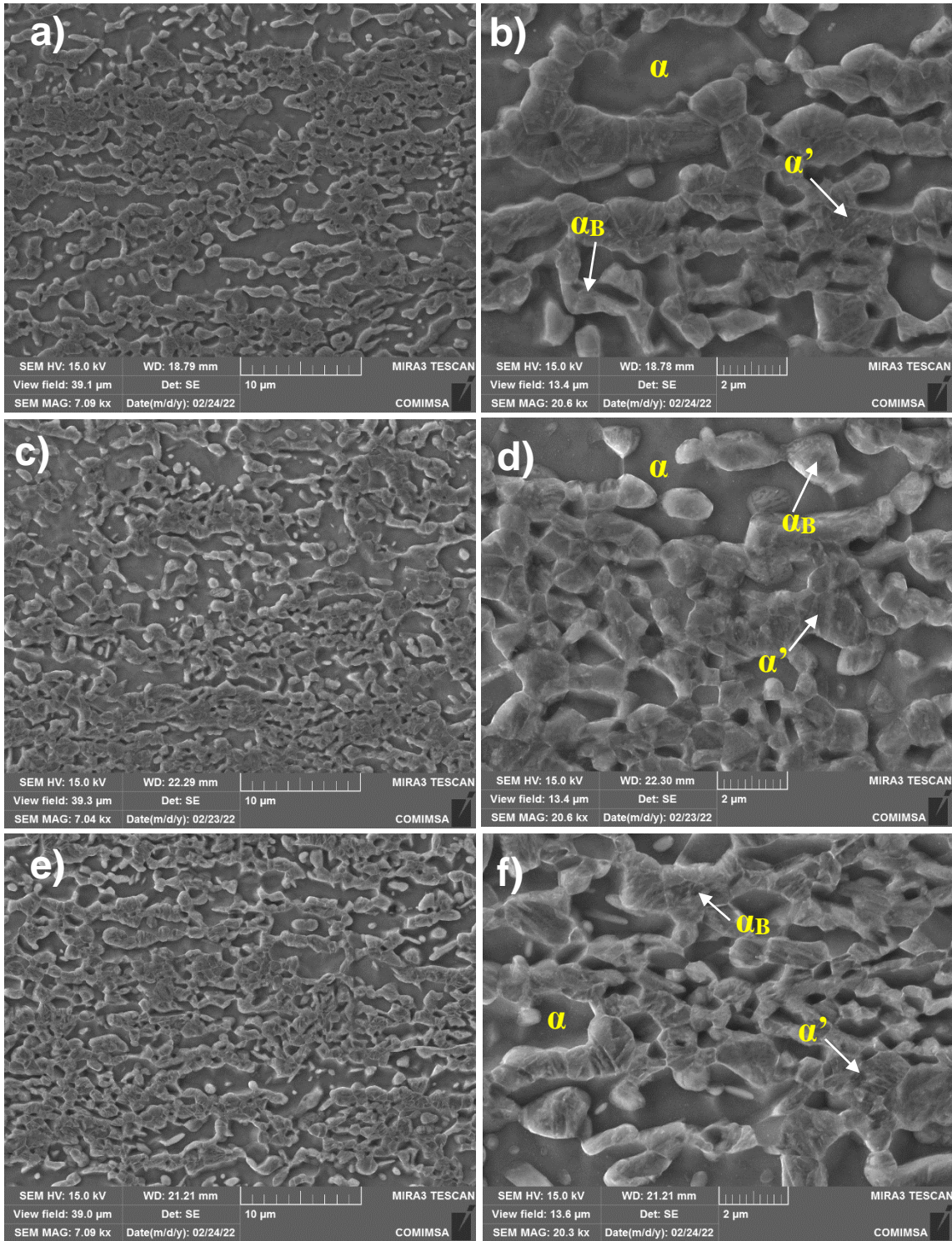


Figura 36. Imágenes obtenidas mediante microscopía electrónica de barrido en muestras con temperatura de IBT de 450 °C y tiempos de permanencia de: a, b) 30 s, c, d) 60 s y e, f) 120 s.

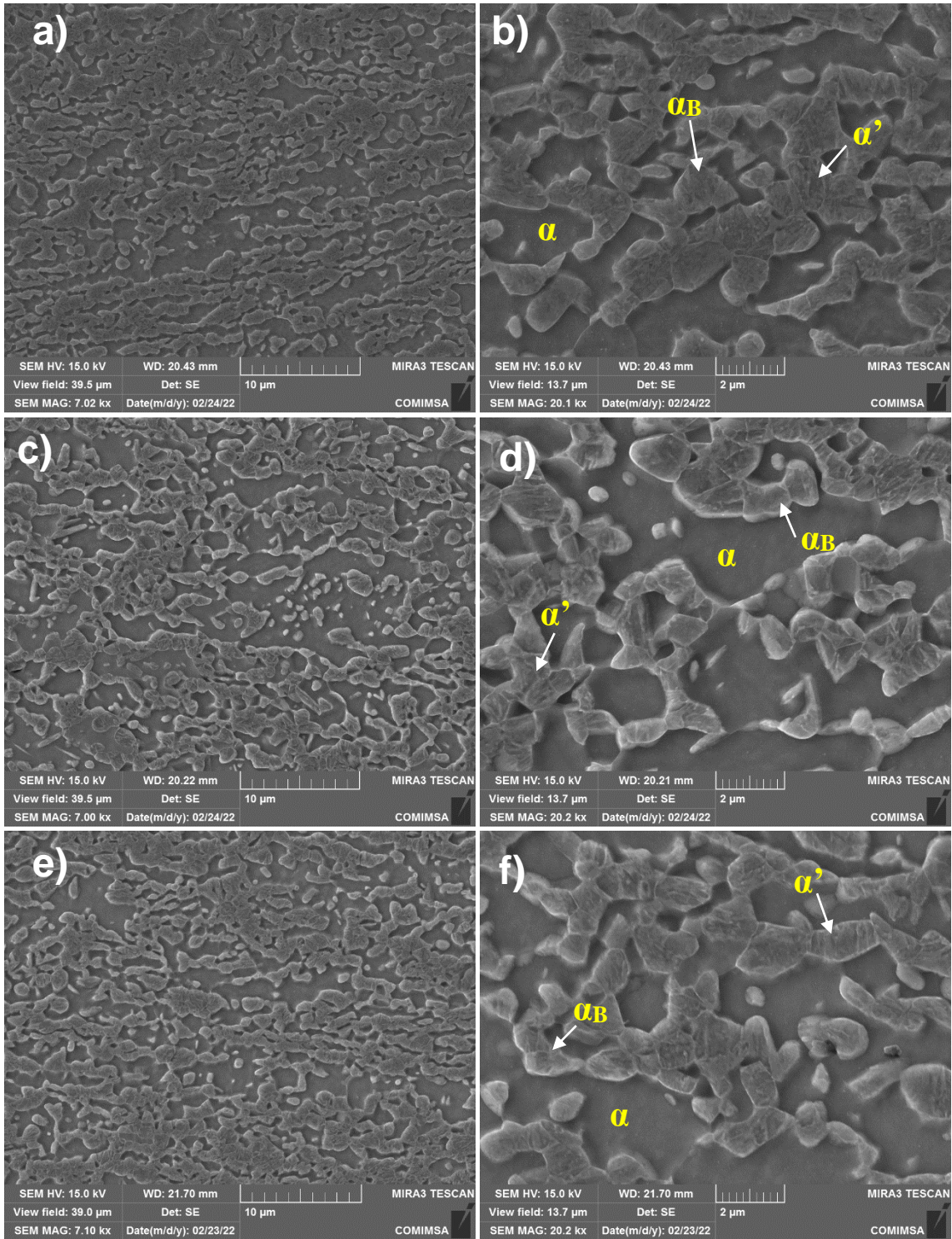


Figura 37. Imágenes obtenidas mediante microscopía electrónica de barrido en muestras con temperatura de IBT de 475 °C y tiempos de permanencia de: a, b) 30 s, c, d) 60 s y e, f) 120 s.

3.4 Cuantificación de fases mediante EBSD-IQ

A partir del conjunto de datos de IQ obtenido mediante difracción de electrones retrodispersados, se realizó la cuantificación de fases en los aceros tratados térmicamente. El conjunto de valores de IQ fue posteriormente procesado a través de un análisis estadístico multimodal, el cual permite analizar y separar la curva de distribución de IQ en un conjunto de distribuciones normales independientes. Cada una de estas distribuciones individuales está relacionada con uno de los microconstituyentes presentes en el acero.

Los valores numéricos del índice de calidad de imagen obtenidos a partir de los mapas de IQ son altamente sensibles a factores experimentales, por lo que su aplicación en la identificación y cuantificación de fases requiere, primeramente, la normalización de los valores a fin de reducir estos errores e incrementar la comparabilidad de los valores medidos [64]. Las Figuras 38 – 40 muestran los mapas de IQ, los histogramas de valores de IQ normalizados, y las distribuciones individuales relacionadas con cada una de las fases o microconstituyentes presentes en el acero.

Como se mencionó anteriormente, el uso de los valores de IQ como herramienta para la caracterización de microestructuras se basa en las características estructurales de la red cristalina. Es decir, en los defectos y distorsiones de la red (densidad de dislocaciones principalmente). Por este motivo, la martensita, fase con una mayor distorsión reticular, tendrá valores de IQ más bajos comparados con los de la ferrita.

Como se observa en las Figuras 38-40, los histogramas de los valores de IQ normalizados exhiben, en todos los casos, tres distribuciones individuales relacionadas con la presencia de: ferrita (distribución con valores de IQ más altos), martensita (distribución con valores de IQ más bajos) y bainita (distribución con valores de IQ intermedios). Esta observación es hecha, con base en los resultados obtenidos mediante microscopía electrónica de barrido y dilatometría. Para la cuantificación de fases por este método, se obtuvieron dos mapas IQ-EBSD ($75\ \mu\text{m} \times 75\ \mu\text{m}$) para cada condición del IBT.

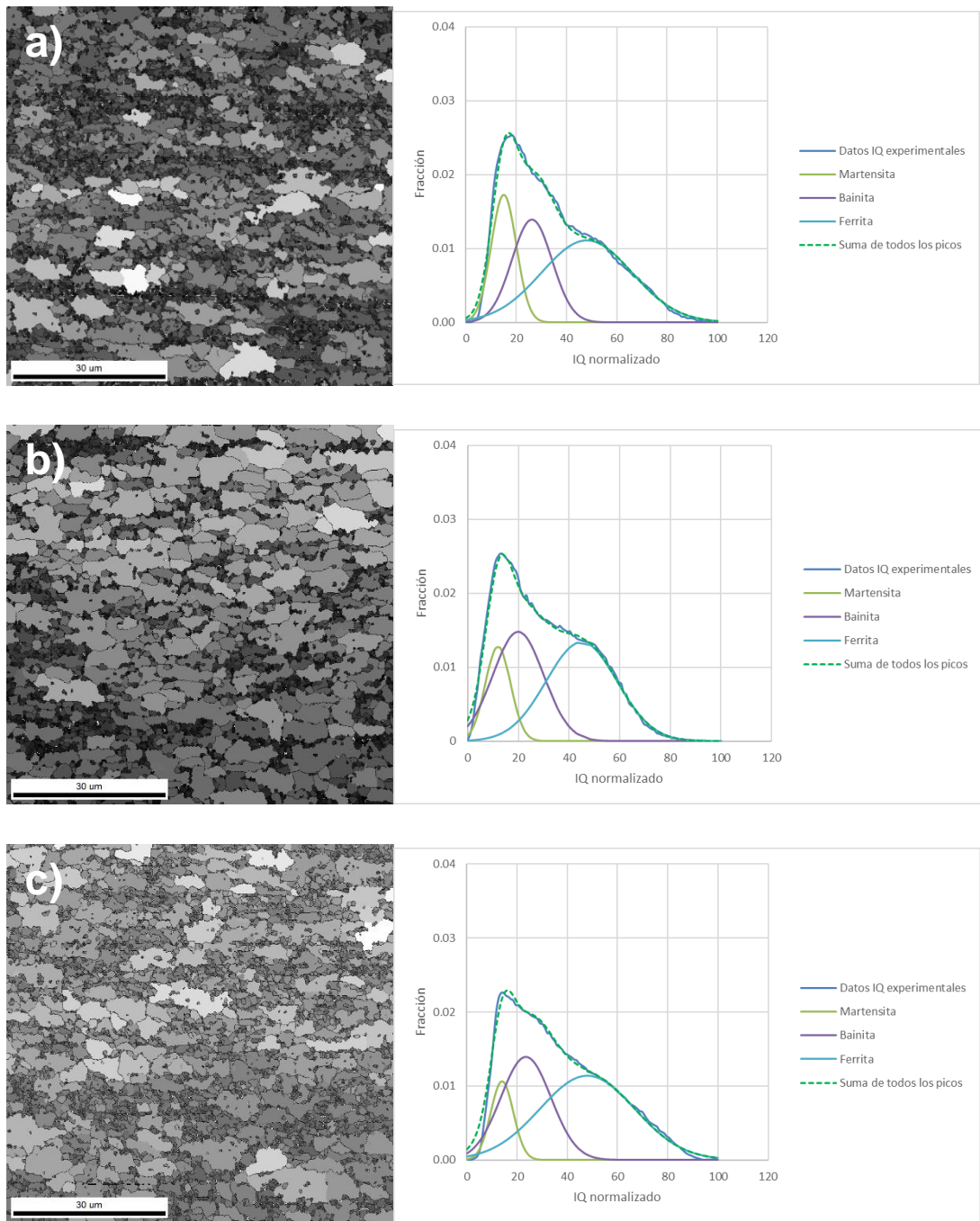


Figura 38. Cuantificación de fases mediante EBSD-IQ en muestras con IBT a 425 °C durante:
a) 30 s, b) 60 s y c) 120 s.

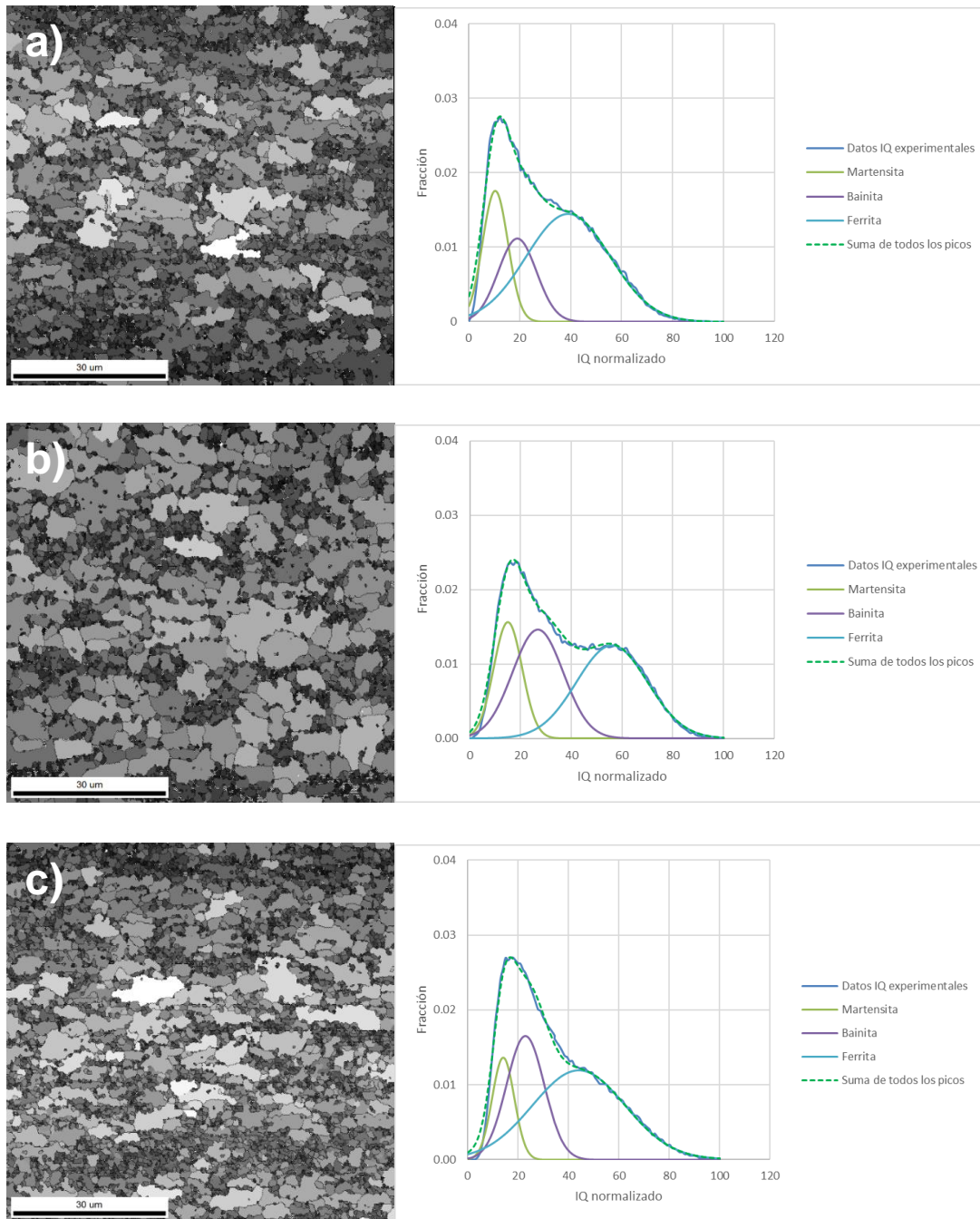


Figura 39. Cuantificación de fases mediante EBSD-IQ en muestras con IBT a 450 °C durante:
a) 30 s, b) 60 s y c) 120 s.

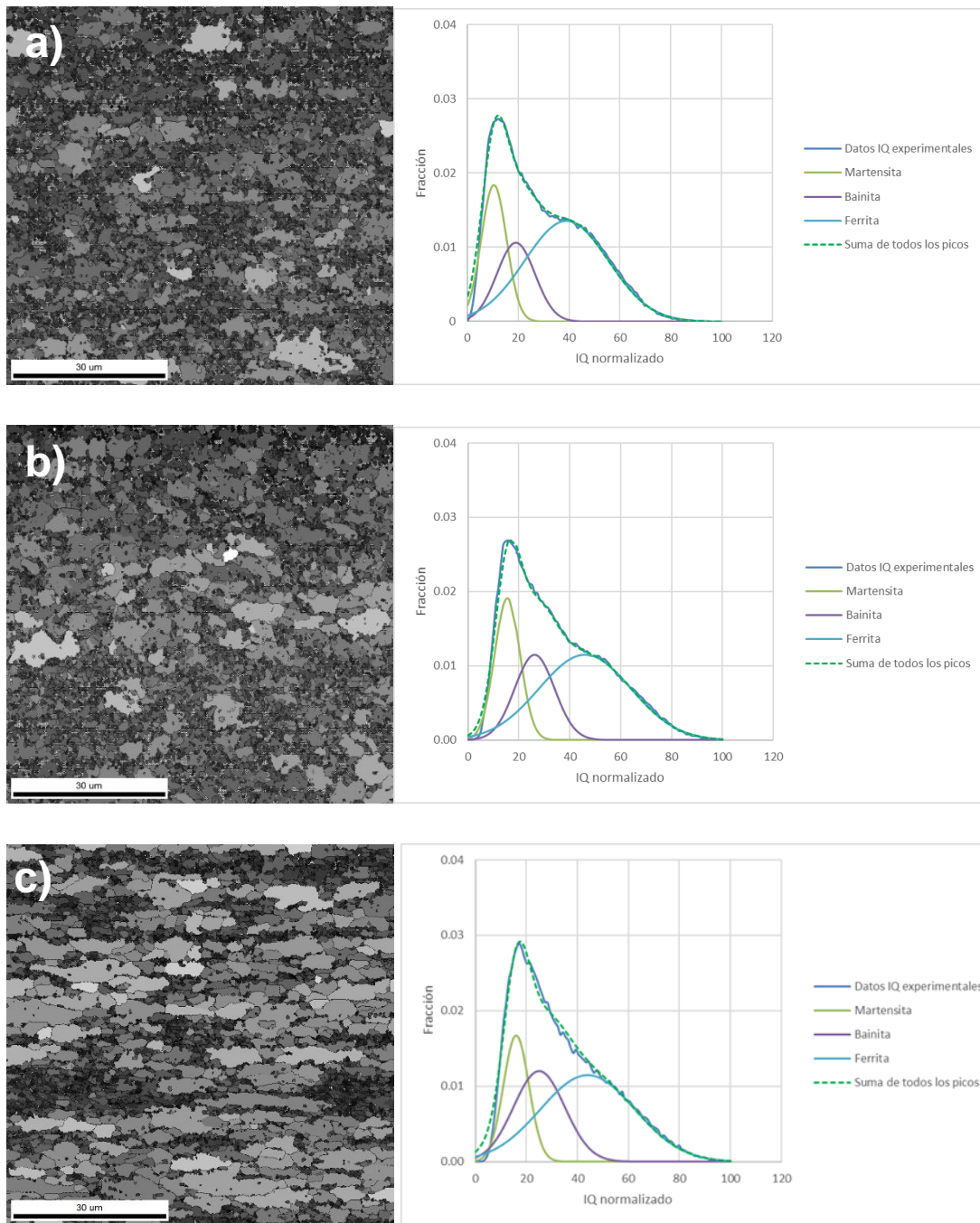


Figura 40. Cuantificación de fases mediante EBSD-IQ en muestras con IBT a 475 °C durante:
a) 30 s, b) 60 s y c) 120 s.

La Tabla 8 muestra los promedios obtenidos de las dos mediciones. En general se observa que, para una temperatura de tratamiento isotérmico bainítico determinada, la cantidad de bainita se incrementa con incremento en el tiempo de IBT. Para un tiempo de IBT determinado, la cantidad de bainita fue mayor en la muestra con menor temperatura de IBT (425°C). Incrementos en la temperatura, causan una disminución en la cantidad de bainita obtenida, siendo los valores más bajos en muestras con mayor temperatura de IBT (475°C).

Tabla 8. Porcentaje de fases y microconstituyentes en función del tiempo y la temperatura del tratamiento isotérmico bainítico (% vol.).

Condiciones del tratamiento isotérmico bainítico		Fases/microconstituyentes		
Temperatura (°C)	Tiempo (s)	Ferrita (% vol.)	Bainita (% vol.)	Martensita (% vol.)
425	30	50.6	24.5	24.9
	60	51.4	30.2	18.4
	120	48.5	37.1	14.4
450	30	51.9	21.9	26.2
	60	52.6	26.3	21.1
	120	53.2	30.5	16.3
475	30	52.4	15.3	32.1
	60	54.1	18.2	27.7
	120	55.3	22.1	22.6

Resultados similares fueron reportados en la literatura [74], y fueron relacionados con el hecho de que entre más baja es la temperatura isotérmica para la descomposición de austenita subenfriada, mayor es la cantidad de carbono almacenado en la austenita no transformada, y por lo tanto, mayor es la cantidad de bainita transformada [74]. Entre mayor es la diferencia de temperatura entre la temperatura de austenizado y la de austemperizado, más rápida es la transformación bainítica [74].

De acuerdo con el diagrama de transformación en enfriamiento continuo calculado con la composición química del acero experimental (Figura 29), y considerando que la velocidad de enfriamiento del recocido intercrítico al IBT fue de 15°C/s, se esperaba que la microestructura resultante de los ciclos térmicos aplicados, tuviera una mayor cantidad de martensita y una menor cantidad de bainita que la que se obtuvo experimentalmente. Esto debido a que el diagrama calculado resultó más a la derecha de lo esperado, pues el contenido de Cr en el acero experimental (1.22 %) no fue el que inicialmente se deseaba (0.12 %), y dicho elemento, le confiere templabilidad al acero.

Por otra parte, recientemente algunos autores realizaron un estudio comparativo entre el comportamiento de los diagramas CCT calculados con el software JMatPro y los diagramas CCT obtenidos experimentalmente mediante dilatometría para el desarrollo de aceros doble fase [39]. Una de las principales conclusiones de dicho estudio fue que, la existencia de límites de fase y el enriquecimiento de carbono en la austenita durante el recocido intercrítico, afectan la cinética de las transformaciones de fase durante el enfriamiento. Sin embargo, estos aspectos, no son considerados por el modelo empleado por el software, ya que el cálculo del diagrama CCT considera que la composición química de la austenita es constante.

En dicho estudio, se observó que las curvas de la transformación de bainita experimentales estaban desplazadas hacia la izquierda y hacia arriba del diagrama, en comparación con el diagrama calculado. Aparentemente, los resultados obtenidos por estos autores [39], son similares a los obtenidos en el presente trabajo, y esto explicaría los altos porcentajes de bainita obtenidos para tiempos cortos en comparación con el diagrama calculado.

Adicionalmente, en las curvas de dilatación mostradas en las Figuras 31-33, también se observó un ligero cambio durante el enfriamiento a partir del recocido intercrítico. De acuerdo a los resultados reportados por Krishna y col. [39], y con base en las microestructuras obtenidas en el presente trabajo, dicho cambio puede estar asociado con el inicio de la transformación bainítica, como se mencionó previamente y esto permitiría justificar las cantidades de bainita observadas en las muestras tratadas térmicamente. Aparentemente, el cálculo realizado con JMatPro subestima la cantidad de bainita a partir del rango intercrítico.

Cabe recordar que los valores mostrados en la Tabla 8 fueron empleados como neuronas de entrada en el análisis realizado mediante RNA.

A partir de los resultados obtenidos en el presente trabajo, se abre una nueva línea para investigar el efecto de la velocidad de enfriamiento sobre la cinética de las transformaciones de fase a partir del recocido intercrítico, lo cual pudiera realizarse en un trabajo futuro.

3.5 Propiedades mecánicas

La Tabla 9 muestra las propiedades mecánicas del acero laminado en frío. Como se puede observar, el acero de partida presenta una *UTS* y un esfuerzo a la cedencia (*YS*) muy altos y una elongación a fractura muy baja. Este comportamiento está relacionado con las características microestructurales del material de partida. Como se observó en las Figuras 24 y 25, la microestructura del acero laminado en frío, consiste de una mezcla de ferrita y perlita deformadas, lo cual es el resultado de la deformación plástica a temperatura ambiente para lograr la reducción en espesor de 2.3 mm a 1.0 mm.

Es bien conocido que, durante la deformación en frío, parte de la energía mecánica utilizada para deformar el material se pierde en forma de calor, sin embargo, otra parte se queda en el acero como energía almacenada en forma de defectos reticulares (vacancias, dislocaciones, fallas de apilamiento, entre otros). Entre mayor es la cantidad de dislocaciones, mayor es la resistencia del material y menor es la elongación a la fractura. Por

lo tanto, la alta resistencia mecánica y la baja elongación a fractura del material laminado en frío son consistentes con sus características microestructurales.

Tabla 9. Propiedades mecánicas obtenidas en el acero laminado en frío.

Muestra	YS (MPa)	UTS (MPa)	Elongación a fractura (%)
Acero laminado en frío	1349.9	1419.2	5.5

Las Figuras 41, 42 y 43 muestran las propiedades mecánicas obtenidas en función del tiempo y la temperaturas del tratamiento isotérmico bainítico. En general, la resistencia a la tensión y la resistencia a la cedencia de las muestras tratadas térmicamente, son más bajas que las del material laminado en frío. Asimismo, la elongación a fractura es más alta que en el material laminado en frío. Este comportamiento está relacionado con la reducción en la cantidad de dislocaciones como resultado de la recristalización.

Para una temperatura determinada, la resistencia a la tensión disminuye con incrementos en el tiempo de IBT. Asimismo, para un tiempo de IBT determinado, dicha propiedad disminuye al aumentar la temperatura (Figura 41). La resistencia a la cedencia muestra un comportamiento similar, es decir, disminuye con incrementos en el tiempo y la temperatura de tratamiento isotérmico bainítico (Figura 42). La elongación a fractura muestra en general un aumento con el incremento en el tiempo del IBT. Los valores más altos se observaron en muestras con temperatura de IBT más bajas (425°C), mientras que los valores de E_f más bajos, se obtuvieron en muestras con temperaturas de IBT más altas (475°C). Para un tiempo de IBT de 30 s, la elongación a fractura de muestras con IBT a 425 y 475°C es muy similar. Un comportamiento similar se observó en muestras con IBT a 450°C y 475°C después de 120 s.

Evidentemente los cambios en las propiedades mecánicas están relacionados con los cambios en la microestructura ocasionados por el tratamiento térmico. Las muestras con IBT = 475°C tuvieron la menor elongación a fractura, lo cual puede ser atribuido a la presencia

de una mayor cantidad de martensita. Por otra parte, cuando la transformación de austenita a bainita ocurre a temperaturas más bajas, la bainita resultante es más fina y más resistente, que cuando se forma a una temperatura más elevada. Esto último, puede ser el motivo por el cual las muestras con IBT a 425°C mostraron los valores de resistencia más altos aún y cuando tuvieron una menor cantidad de martensita. La presencia de ferrita, en conjunto con una relación de bainita fina/martensita más alta, mejora la capacidad de endurecimiento en el acero. Este resultado es muy similar al que existe entre el comportamiento de aceros DP (martensita + ferrita) contra los aceros TRIP (ferrita + bainita + austenita retenida), en donde éste último tiene una mayor capacidad de endurecimiento y una mayor elongación a fractura que el acero DP [40]. El efecto puede ser atribuido a la presencia de austenita y bainita, pues ésta última tiene excelente tenacidad.

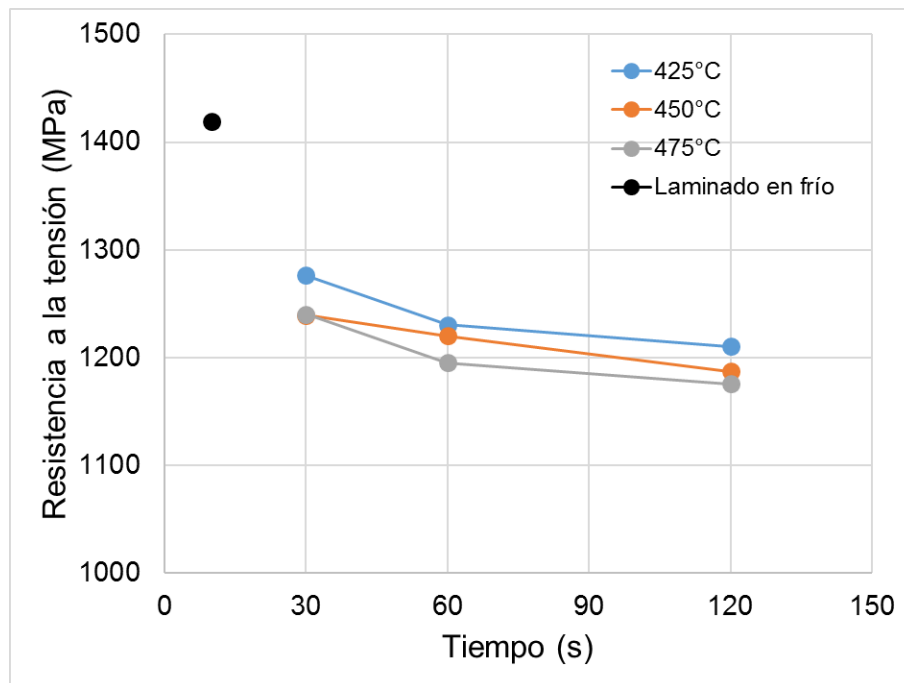


Figura 41. Efecto del tiempo y la temperatura de tratamiento isotérmico bainítico sobre la resistencia a la tensión.

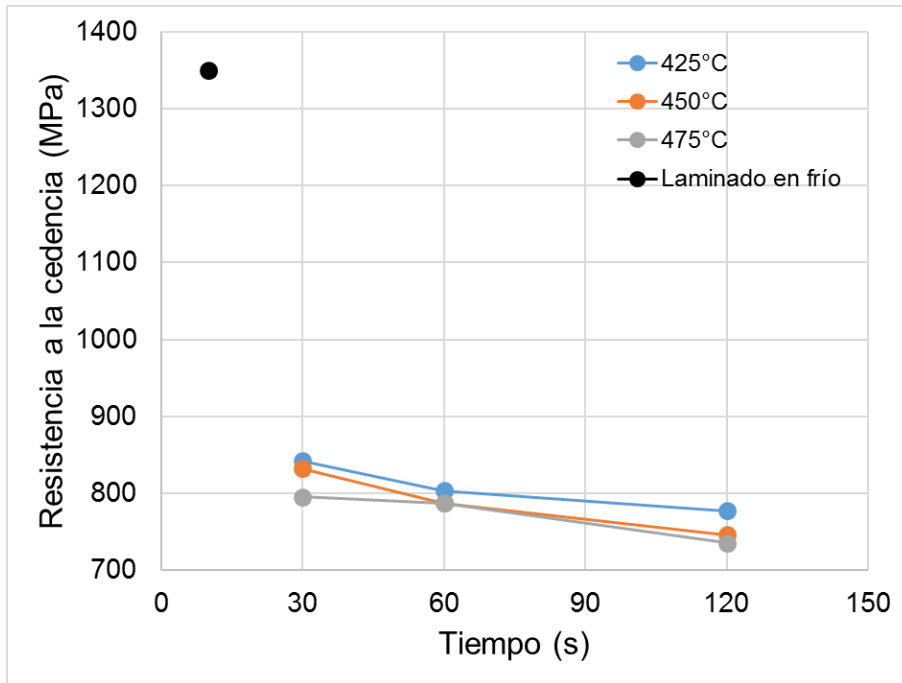


Figura 42. Efecto del tiempo y la temperatura de tratamiento isotérmico bainítico sobre la resistencia a la cedencia.

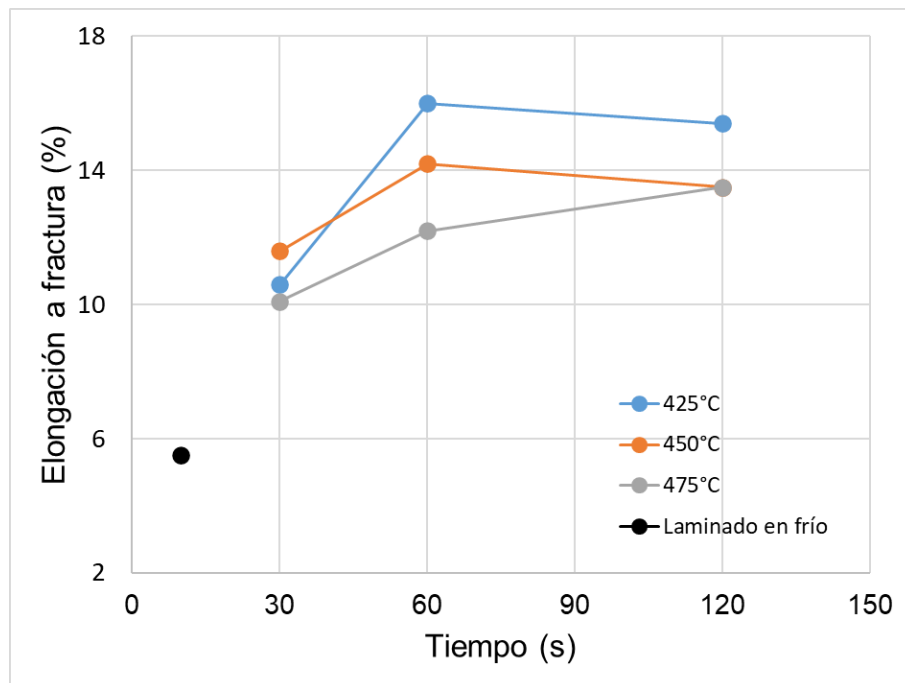


Figura 43. Efecto del tiempo y la temperatura de tratamiento isotérmico bainítico sobre la elongación a fractura.

La Tabla 10 muestra los valores obtenidos de resistencia a la tensión, resistencia a la cedencia y la elongación a fractura en los aceros tratados térmicamente. Estos valores fueron empleados como neuronas de salida en el análisis realizado mediante redes neuronales artificiales.

Tabla 10. Propiedades mecánicas de muestras tratadas térmicamente obtenidas en función de las condiciones de IBT.

Condiciones del tratamiento isotérmico bainítico		Resistencia a la tensión (MPa)	Resistencia a la cedencia (MPa)	Elongación a fractura (%)
Temperatura (°C)	Tiempo (s)			
	30	1276.3	842.36	10.6
425	60	1230.6	803.25	16.0
	120	1210.5	777.139	15.4
450	30	1239.2	832.0	11.6
	60	1220.3	787.2	14.2
	120	1187.4	745.7	13.5
475	30	1240.3	795.5	10.1
	60	1195.3	786.9	12.2
	120	1175.6	735.2	13.5

3.6 Validación y desempeño de la red neuronal artificial

Para la red neuronal artificial se utilizaron los datos mostrados en las Tablas 5 y 8, descartando algunas muestras de la Tabla 5, mayoritariamente aquellas donde no se reportaban las propiedades mecánicas. El considerar dichos valores, implicaría tener valores de cero en la matriz de datos; lo cual afecta el aprendizaje de la red neuronal artificial, pues faltaría dicha información en una neurona de entrada durante el entrenamiento. El uso de valores igual a cero hace que la red desconozca qué modificador de peso asignar a esa neurona, pues aparentemente esa neurona no está afectando las propiedades mecánicas, lo que resulta en una disminución de la exactitud de la red. También se eliminaron algunos datos en los que las propiedades mecánicas estaban fuera del rango objetivo, pues en este caso, los valores no serían muy comparables.

En total se utilizaron 68 datos divididos de la siguiente manera: 80 % para el entrenamiento, 10 % para la validación y 10 % para la prueba de la red.

En la Figura 44 se muestra la representación esquemática de la red neuronal con la que se trabajó. Como se puede observar, se tienen las tres entradas que corresponden a cada una de las fases o microconstituyentes tomados en cuenta para la red. Asimismo, hay tres salidas que representan las tres propiedades mecánicas consideradas: elongación a fractura, resistencia a la tensión y resistencia a la cedencia.

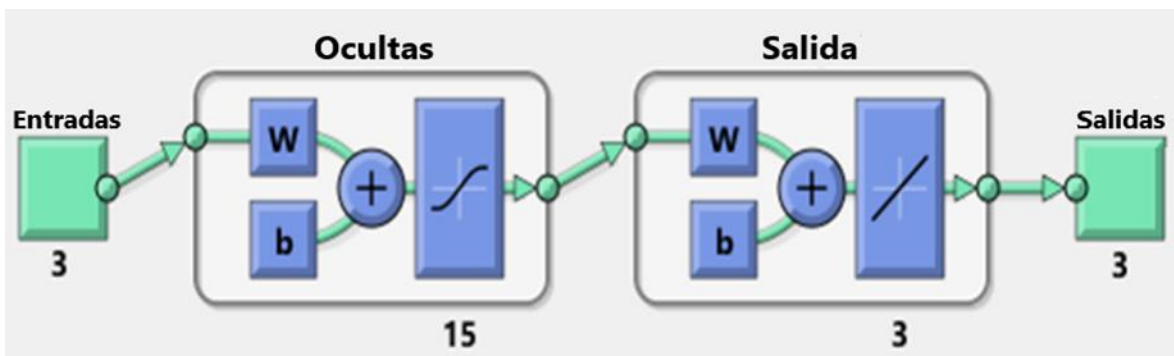


Figura 44. Representación esquemática de la RNA desarrollada.

Para obtener la red neuronal óptima, se varió el número de neuronas en la capa oculta de la red, tal como describen diversos autores [15-18], esto con la finalidad de encontrar el mejor desempeño de la red. No existe una relación directa entre número de neuronas de entrada o de salida con el número de neuronas que se deben de utilizar en la capa oculta, pero se ha reportado que para este tipo de estudios (donde se utilizan redes neuronales para estudiar este tipo de fenómenos metalúrgicos), se deben de utilizar entre 8 y 25 neuronas en la capa oculta.

Después de intentar con diversas cantidades para las neuronas en la capa oculta, se obtuvo el mejor desempeño de la red con 15 neuronas en dicha capa, obteniendo los valores de R más cercanos a 1. A pesar de que el valor de R se reduce en la validación este sigue siendo muy alto, incluso comparado con otras redes reportadas [15-18]. El valor de R también es afectado por el porcentaje de datos elegidos para las dos últimas etapas que son la validación y la prueba.

Las Figuras 45a, 45b y 45c muestra las etapas de entrenamiento, validación y prueba, respectivamente, mientras que la Figura 45d presenta toda la información junta, mediante un gráfico de regresión que muestra la relación entre las salidas de la red y la de los objetivos. En la gráfica del entrenamiento se observa cómo se crea un ajuste en color azul, que es el conjunto de todos los datos utilizados para esta etapa, los cuales, en este caso, fueron el 80 % del total de los datos (refiriéndonos a los casos como los datos). En esta etapa se ajustaron los parámetros del modelo (los pesos), que son los que determinan la importancia de cada variable de entrada. Se evalúan uno a uno corrigiendo en cada iteración estos parámetros (de ahí la importancia de que ninguna entrada sea igual a cero). Debido a esto, esta etapa, debe tener un mayor número de datos para poder tener una mejor predicción para ejemplos que no estén dentro de la base de datos.

Posteriormente, en la validación se evaluaron o validaron los hiperparámetros del modelo, así que en lugar de ajustar los parámetros como en el entrenamiento, esta etapa se encargó de ajustar la tasa de aprendizaje, el número de capas y el número de neuronas en la capa oculta. Aunque por la manera de diseñar la red, en esta etapa solo se ajustó la tasa de aprendizaje. Se puede observar que el valor de R mejora un poco para esta etapa, esto se

debe a que esta etapa se encarga de pulir el funcionamiento de la red. En esta etapa se utilizaron el 10 % de los datos. Para la última etapa (de prueba), se utilizaron de igual manera el 10 % de los datos. En esta etapa se evaluó la generalización de la red neuronal, evaluando el desempeño del modelo en datos que nunca ha visto, por lo que es análogo a un examen para la red. En esta última etapa no se ajustan parámetros o hiperparámetros, por lo que refleja la fiabilidad de la red neuronal que se entrenó. Por tal motivo, es importante obtener un valor alto de R en esta etapa, ya que asegura que la red fue diseñada de manera óptima. En la última gráfica se observa que tan cerca están todos los datos del modelo creado.

Los valores de R para el entrenamiento, para la validación y para la prueba son 0.9414, 0.98604 y 0.90735, respectivamente. Wang y col. (2020) [77], reportaron valores de 0.93 a 0.97 para el entrenamiento y de 0.86 a 0.93 para la prueba. Por otro lado, Guo y col. (2002) [78], reportaron valores de 0.983 para el entrenamiento, 0.947 para la validación y 0.946 para la prueba, obteniendo una R total de 0.968.

López y col. (2014) [79], realizaron un estudio de varias configuraciones en el número de nodos en la capa oculta, dando así resultados de R para el entrenamiento de entre 0.9835 a 0.9852, y para la prueba 0.9037 a 0.955. Reddy y col. (2018) [80], reportaron un valor de R para el entrenamiento de 0.99838, de 0.99934 para la validación y 0.99949 para la prueba. Estos estudios muestran una R mayor a 0.9 en todas sus etapas, siendo un poco más baja para la prueba que para el entrenamiento para todos los casos. Esto se debe a que, en la prueba, la red se enfrenta a casos desconocidos, por lo cual se puede concluir que, en el presente estudio, la red tuvo un buen desempeño al tener una $R > 0.9$ en esta etapa.

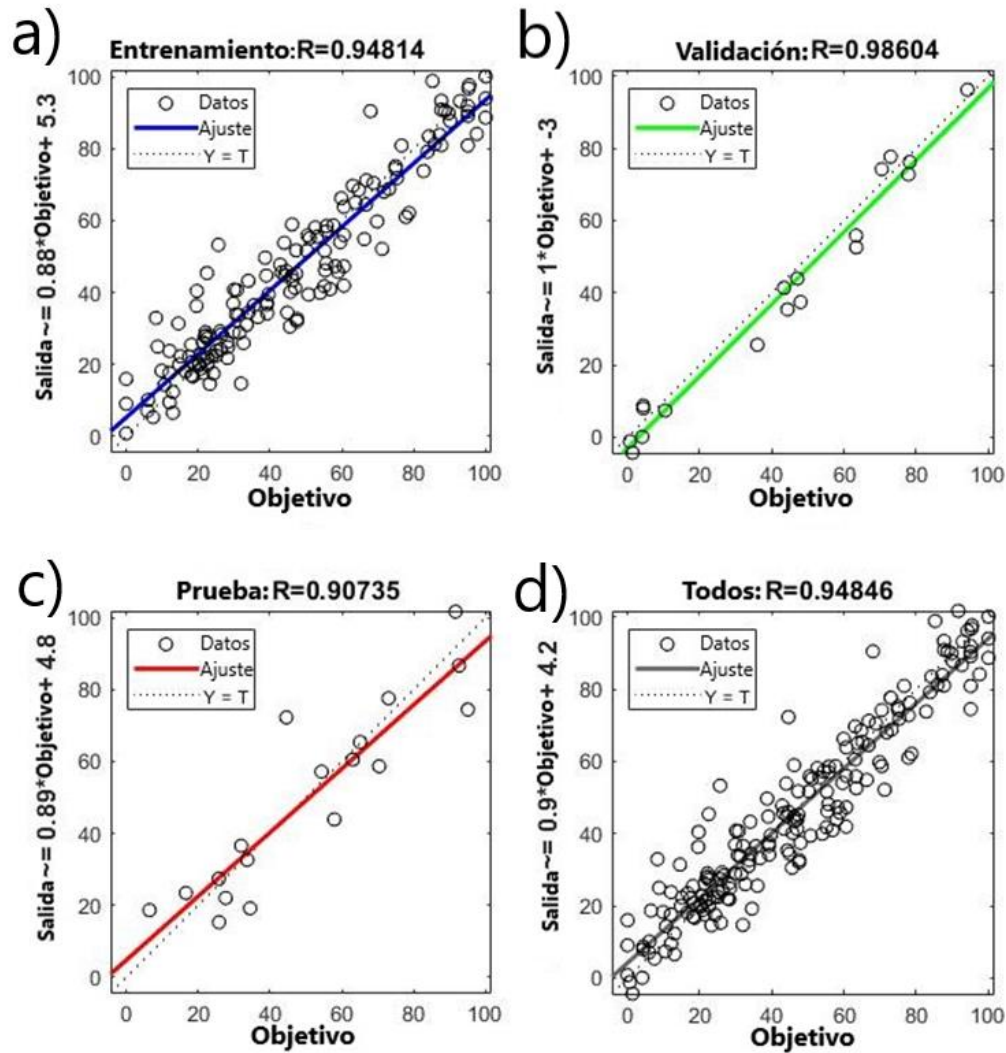


Figura 45. Gráficas de los valores R de regresión en las diferentes etapas: a) entrenamiento, b) validación, c) prueba de la red y d) todos.

La Figura 46 muestra un histograma del error, con 20 rectángulos (bins) de entrenamiento, validación y prueba de la red. En ella se muestra que los tamaños del error obedecen una distribución normal, la mayoría de los errores están cercanos a cero y hay pocos alejados de esta referencia. Si los errores estuvieran alejados en un valor cercano al 100 se hubiera obtenido una red deficiente, pues entre más alejados estén, mayor incertidumbre presenta la red, pero en el histograma se puede observar que la mayoría de los errores están concentrados en ± 5 .

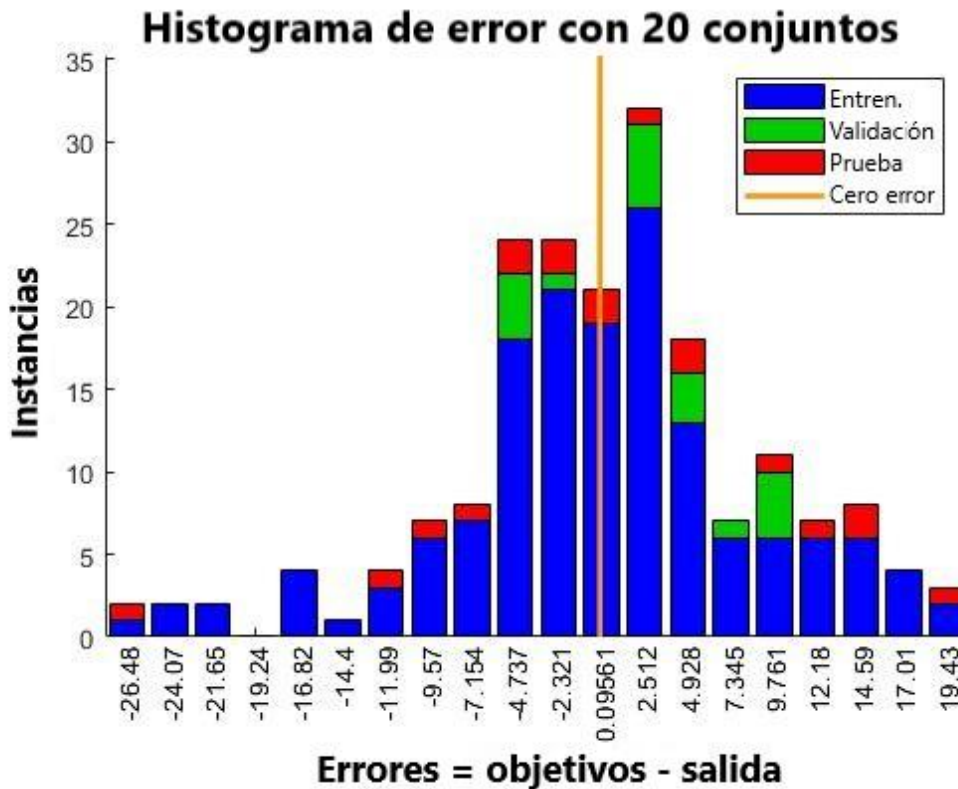


Figura 46. Histograma de error.

La Figura 47 representa las iteraciones (o épocas) en el eje x y el error (expresado como el error cuadrado medio) en el eje y. Cada línea representa una de las tres etapas: el entrenamiento, la validación y la prueba. Se observa que el valor del error durante el entrenamiento siempre va descendiendo, ya que al ir corrigiendo los pesos consecuentemente va descendiendo el error. Sin embargo, la línea de la validación llega a un punto donde empieza a crecer, esto debido a que llega a un punto de sobreajuste. En este punto el modelo solamente está memorizando los datos que se le dan y no generaliza bien. Por este motivo, es importante determinar dicho punto, para no tener una red deficiente que no pueda analizar datos externos a la base de datos inicial.

Pocos autores reportan este análisis y se enfocan solamente en el error cuadrático medio, debido a que omiten el desarrollo de la red para enfocarse en la eficiencia de la misma. En

este caso el error cuadrático medio es de 36.1317 en la iteración 7. Reddy y col. (2018) [80], reportaron valores de 239.6299 en la iteración 3, mientras que Alaneme y col. (2019) [81], reportaron valores de 15.767 en la iteración 9 (con un valor de R en sus etapas de 0.9994). Los valores de R van relacionados con el error cuadrático medio, por lo que, tener valores óptimos de R resulta en buenos valores en el error cuadrático medio. La iteración en la que ocurra el mejor desempeño también indica de la eficiencia de la red. Tener un valor alto en la iteración no significa que se tenga un mejor aprendizaje, ya que la red está programada para que cuando el valor del error cuadrático medio del entrenamiento y la validación se separen mucho, ocurra una detención temprana y así evitar el sobreentrenamiento.

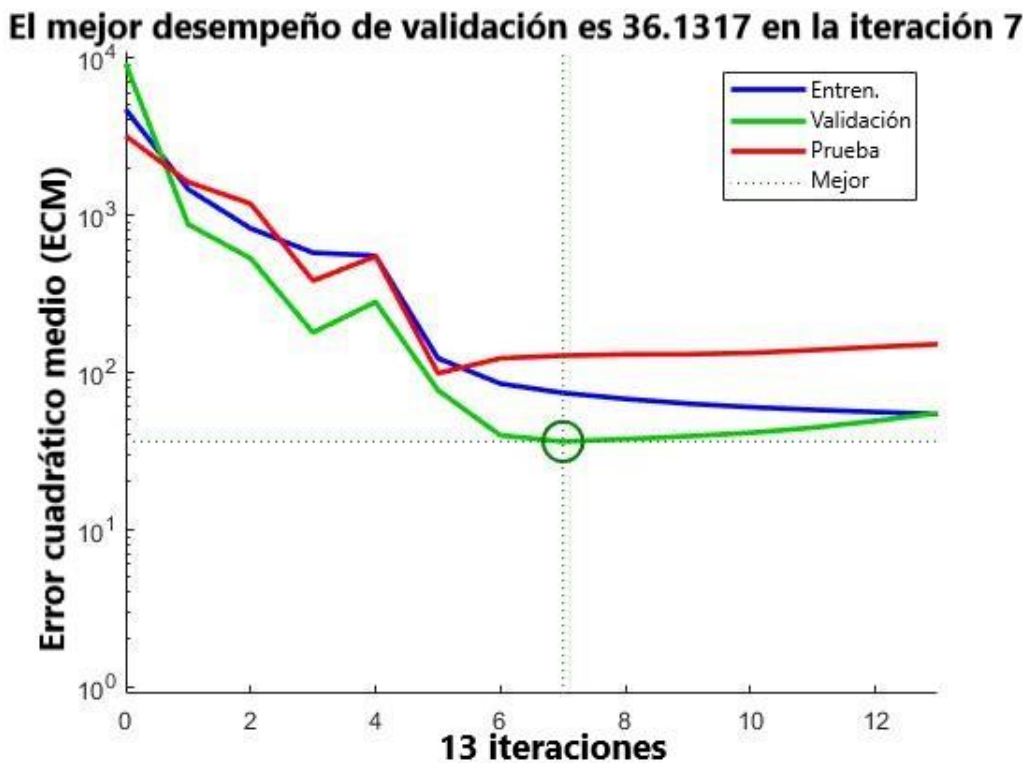


Figura 47. Rendimiento del entrenamiento calculado con el error cuadrático medio.

La Figura 48 muestra el estado de entrenamiento; los errores se repiten 6 veces después de la iteración 7 y la prueba se detuvo en la iteración 13 con el gradiente 10.1214. El error se repite a partir de la época 8, lo cual demuestra sobreajuste de los datos; es por ello que

se selecciona la iteración 7 como base y sus pesos se eligen como pesos finales. Además, la comprobación de validación es 6 en la iteración 13, porque los errores se repiten 6 veces antes de que el proceso finalmente se detenga.

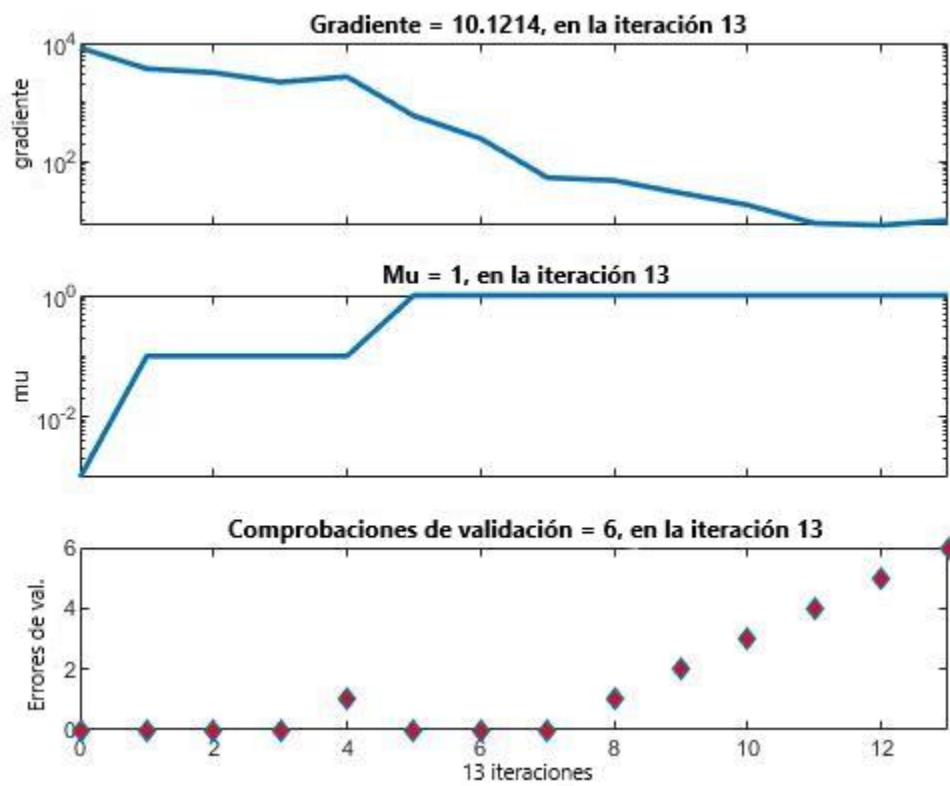


Figura 48. Estado de entrenamiento.

Conclusiones

A continuación, se presentan las conclusiones obtenidas del presente trabajo.

Se obtuvieron aceros multifásicos con microestructuras consistentes de una mezcla de ferrita, bainita y martensita, bajo condiciones que simulan líneas de recocido y galvanizado continuo. Los rangos de los porcentajes de las fases determinados mediante difracción de electrones retrodispersados y el índice de calidad de imagen (EBSD-IQ), fueron: ferrita (48.5 – 55.3%), bainita (15.3 – 37.1%) y martensita (14.4 – 32.1%).

A partir del análisis *in-situ* de las transformaciones de fase realizado mediante dilatometría, se establecieron los parámetros de tratamiento térmico para la obtención de aceros multifásicos. Se demostró, en conjunto con la caracterización de la microestructura mediante microscopía electrónica de barrido y EBSD-IQ, que los cambios microestructurales que ocurrieron durante los ciclos térmicos del material laminado en frío fueron: recristalización, transformación austenítica (en calentamiento), transformación bainítica (en el enfriamiento del recocido al IBT y durante el IBT) y transformación martensítica (en el enfriamiento final).

La transformación bainítica que ocurre durante el IBT, fue más rápida a temperaturas de IBT más bajas (425°C), lo cual fue asociado con el enriquecimiento de carbono en austenita subenfriada. Para tiempos de IBT más largos (120 s), la cantidad de bainita obtenida fue mayor, lo cual está relacionado con el progreso de la transformación de austenita a bainita que ocurre durante el IBT.

De acuerdo con el diagrama CCT calculado con el software JmatPro, se pudo tener un entendimiento de los cambios de fase que ocurren en el acero durante el ciclo térmico. Sin embargo, cuantitativamente, la cantidad de las fases presentes determinada mediante EBSD-IQ fue distinta que la esperada a partir de los cálculos computacionales. Lo anterior fue atribuido a los cambios en el contenido de carbono que ocurren durante el recocido intercrítico debido al enriquecimiento de carbono en la austenita, ya que los modelos empleados por el software consideran que la cantidad de carbono en la austenita es constante.

Las propiedades mecánicas de los aceros investigados dependieron fuertemente de las características microestructurales causadas por el tratamiento de IBT. Los rangos de las propiedades mecánicas obtenidas fueron: resistencia a la cedencia (735.2 – 842.36 MPa), resistencia a la tensión (1175.6 – 1276.3 MPa) y elongación a fractura (10.1 – 16.0 %).

Las muestras con temperaturas de IBT = 425 °C tuvieron la mayor capacidad de endurecimiento, mientras que las muestras con IBT = 475 °C tuvieron la menor capacidad de endurecimiento. Este comportamiento fue atribuido a las diferencias entre las cantidades de bainita y martensita en ambos aceros; la martensita es una fase dura y frágil, mientras que la bainita que tiene una mayor tenacidad. Esto último, favorece una mayor deformación antes de la fractura.

La red neuronal artificial desarrollada permitió predecir el comportamiento mecánico de los aceros avanzados de alta resistencia multifásicos, concluyendo que es factible desarrollar la red tomando como valores de entrada solamente la cantidad de fases presentes en el acero. El análisis de las regresiones, de los errores en las etapas de la red y del histograma de error, muestra que la red tiene un funcionamiento adecuado y que es funcional para predecir adecuadamente y con exactitud las propiedades mecánicas.

Referencias

- [1] F. Celis, «Los 5 estados con mayor crecimiento automotriz,» 3 octubre 2018. [En línea]. Available: forbes.com.mx/los-5-estados-con-mayor-crecimiento-automotriz/. [Último acceso: 30 septiembre 2020].
- [2] A. Mújica, «¡México! La nueva apuesta automotriz,» 16 mayo 2019. [En línea]. Available: queremosauto.com/2019/05/16/mexico-la-nueva-apuesta-automotriz/. [Último acceso: 30 septiembre 2020].
- [3] V. Rodríguez, «4 inversiones automotrices que el coronavirus no frenó en México,» 25 septiembre 2020. [En línea]. Available: expansion.mx/empresas/2020/09/25/4-inversiones-automotrices-que-el-coronavirus-no-freno-en-mexico. [Último acceso: 30 septiembre 2020].
- [4] Notimex, «Zócalo,» 25 marzo 2014. [En línea]. Available: zocalo.com.mx/new_site/articulo/industria-acerera-crecera-con-auge-automotriz-en-mexico-1395756716. [Último acceso: 30 septiembre 2020].
- [5] R. Ferrando y S. Caballero, «Nuevos aceros TWIP/TRIP en los automóviles del futuro,» *3C Tecnología*, pp. 7-18, 2012.
- [6] K. R. Tapas, B. Basudev, G. Chiradeep y S. Ajmani, «Advanced High Strength Steel: Processing and Applications,» *Springer Nature*, n° 1st edition, 2018.
- [7] Y. Xu y X. Tan, «Microstructure evolution and mechanical properties of a hot-rolled directly quenched and partitioned steel containing proeutectoid ferrite,» *Materials, Science and Engineering*, n° A 607, pp. 460-475, 2014.
- [8] M. Y. Demeri, *Advanced High Strength Steels: Science, Technology and Applications*, Ohio: ASM International, 2013.
- [9] Epicor, «¿Qué es la Industria 4.0: la Internet Industrial de las Cosas (IIoT)?,» [En línea]. Available: epicor.com/es-mx/resource-center/articles/what-is-industry-4-

0/#:-:text=La%20Industria%204.0%20hace%20%C3%A9nfasis,introducci%C3%B3n%20de%20los%20sistemas%20ciberf%C3%ADsicos. [Último acceso: 30 septiembre 2020].

- [10] J. Hoskins y D. Himmelblau, «Process control via artificial neural networks and reinforcement learning,» *Computers & Chemical Engineering*, vol. 16, nº 4, pp. 241-251, 1992.
- [11] M. Damas, M. Salmeron, A. Díaz, J. Ortega, A. Prieto y G. Olivares, Genetic algorithms and neuro-dynamic programming: application to water supply networks, La Jolla, California, USA: Proceedings of 2000 Congress on Evolutionary Computation, 2000.
- [12] G. Deng y M. Ferris, «Neuro-dynamic programming for fractionated radiotherapy planning,» *Springer Optimization and Its Applications*, nº 12, pp. 47-70, 2008.
- [13] N. Qian y T. Sejnowski, «Predicting the secondary structure of globular proteins using neural network models,» *Journal of Molecular Biology*, nº 202, pp. 865-884, 1988.
- [14] B. Rost y C. Sander, «Prediction of protein secondary structure at better than 70% accuracy,» *Journal of Molecular Biology*, nº 232, pp. 584-599, 1993.
- [15] S. M. K. Hosseini, A. Zarei-Hanzaki, M. J. Yazdan Panah y S. Yue, «ANN model for prediction of the effects of composition and process parameters on tensile strength and percent elongation of Si - Mn TRIP steels,» *Materials Science and Engineering A*, Vols. %1 de %2374 (1-2), pp. 122-128, 2004.
- [16] G. Dini, A. Najafizadeh, S. M. Monir-Vaghefi y A. Ebnonnasir, «Predicting of mechanical properties of Fe-Mn-(Al, Si) TRIP/TWIP steels using neural network modeling,» *Computational Materials Science*, vol. 45, nº 4, pp. 959-965, 2009.

- [17] S. Krajewski y J. Nowacki, «Analiza właściwości mechanicznych stali karoseryjnych o wysokiej wytrzymałości z wykorzystaniem narzędzi sztucznej inteligencji. Przegląd Elektrotechniczny,» vol. 92, n° 6, pp. 102-105, 2016.
- [18] I. D. Jung, D. S. Shin, D. Kim, J. Lee, M. S. Lee, H. J. Son, N. S. Reddy, M. Kim, S. K. Moon, K. T. Kim, J. H. Yu, S. Kim, S. J. Park y H. Sung, «Artificial intelligence for the prediction of tensile properties by using microstructural parameters in high strength steels,» *Materialia*, vol. 11, 2020.
- [19] L. Flores, «Ternium invierte 1,100 millones de dólares en planta,» 28 septiembre 2017. [En línea]. Available: eleconomista.com.mx/estados/Ternium-invierte-1100-millones-de-dolares-en-planta-20171001-0075.html. [Último acceso: 30 septiembre 2020].
- [20] B. Navarrete, «Using Intercritical CCT Diagrams and Multiple Linear Regression for the Development of Low-Alloyed Advanced High-Strength Steels,» *MDPI*, vol. 11, n° 11, p. 1768, 2021.
- [21] E. Hertwich, S. Ali, L. Ciacci, T. Fishman, N. Heeren, E. Masanet, F. Asghari, E. Olivetti, S. Pauliuk y Q. Tu, «Material efficiency strategies to reducing greenhouse gas emissions associated with buildings, vehicles, and electronics—A review,» *Environmental Research Letters*, n° 14, 2019.
- [22] M. Tisza y I. Czinege, «Comparative study of the application of steels and aluminium in lightweight production of automotive parts,» *International Journal of Lightweight Materials and Manufacture*, n° 1, pp. 229-238, 2018.
- [23] ULSAB, «World Auto Steel,» [En línea]. Available: <https://www.worldautosteel.org/projects/ulsab/>. [Último acceso: 21 marzo 2022].

- [24] Advanced Vehicules Concepts, «World Auto Steel,» [En línea]. Available: <https://www.worldautosteel.org/projects/ulsab-avc-2/>. [Último acceso: 21 marzo 2022].
- [25] M. Tisza, Three Generations of Advanced High Strength Steels in the Automotive Industry. In *Vehicle and Automotive Engineering 3*, Singapore: Springer, 2021.
- [26] N. Fonstein, Evolution of strength of automotive steels to meet customer challenges. In *Advanced High Strength Sheet Steels: Physical Metallurgy, Design, Processing, and Properties*, Cham, Switzerland: Springer International Publishing, 2015.
- [27] A. L. S. Villegas, Estudio de la soldabilidad de un acero TRIP al ser sometido al proceso de soldadura RSW, Monografía en opción como especialista en tecnología de la soldadura industrial: División de estudios de posgrado, Corporación Mexicana de Investigación en Materiales, 2021.
- [28] N. Li, W. Kingkam, Z. Bao, R. Han, Y. Huang, H. Zhang y C. Zhao, «Effect of Alloying Elements on Mechanical Properties of High-Strength Low-Alloy Steel,» *Materials Science Forum*, nº 1007, pp. 41-46, 2020.
- [29] B. Liu, Y. Dai, X. Huang y Y. Wang, «Development of the third generation advanced high strength steel for automobile,» *Advances in Engineering Research*, nº 163, pp. 1199-1202, 2018.
- [30] B. de Cooman, High Mn TWIP steel and medium Mn steel. In *Automotive Steels- Design, Metallurgy, Processing and Applications*, Kidlington, UK: Woodhead Publishing, 2017, pp. 317-385.
- [31] S. Ghosh y S. Chatterjee, «Deformation behaviour of low carbon high Mn twinning-induced plasticity steel.,» *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers*, vol. C, nº 233, pp. 763-771, 2019.

- [32] S. Oliver, T. Jones y G. Fourlaris, «Dual phase versus TRIP strip steels: Comparison of dynamic properties for automotive crash performance,» *Materials, Science and Technology*, vol. 23, pp. 423-431, 2007.
- [33] H. Mohrbacher, «Martensitic Automotive Steel Sheet-Fundamentals and Metallurgical Optimization Strategies,» *Advanced Materials Research*, n° 1063, pp. 130-142, 2014.
- [34] G. Yang y J.-K. Kim, «n Overview of High Yield Strength Twinning-Induced Plasticity Steels.,» *Metals*, n° 11, p. 124, 2021.
- [35] M. Soleimani, A. Kalhor y H. Mirzadeh, «Transformation-induced plasticity (TRIP) in advanced steels: A review,» *Materials Science and Engineering*, n° 795, 2020.
- [36] M. Kim, J. Kwak, J. Kim, Y. Liu, N. Gao y N.-Y. Tang, «Galvanizability of Advanced High-Strength Steels 1180TRIP and 1180CP,» *Metallurgical and Materials Transactions A*, n° 40, pp. 1903-1910, 2009.
- [37] C. Necati y K. Muammer, Promises and Problems of Ultra/Advanced High Strength Steel (U/AHSS) Utilization in Auto Industry, Bursa, Turkey: OTEKON'14, 2014, pp. 1-8.
- [38] K. R. Tapas, B. Basudev y G. Chiradeep, *Advanced High Strength Steel*, Springer, 2018.
- [39] K. Bräutigam-Matus, «Experimental Determination of Continuous Cooling Transformation (CCT) Diagrams for Dual-Phase Steels from the Intercritical Temperature Range,» *Metals*, vol. 8, n° 9, p. 674, 208.
- [40] International Institute Iron and Steel, *Advanced High Strenght Steel (AHSS) Application Guidelines*, 2006.

- [41] R. Kuziak, R. Kawalla y S. Waengler, «Advanced high strength steels for automotive industry,» *Archives of Civil and Mechanical Engineering*, vol. 8, nº 2, pp. 103-117, 2008.
- [42] A. López Martínez, Cambios de fase en aceros con transformación inducida por plasticidad bajo condiciones que simulan líneas de recocido y galvanizado continuo, Tesis para obtener el grado de Maestro en Metalurgia e Ingeniería de Materiales: Facultad de Ingeniería, Universidad Autónoma de San Luis Potosí, 2018.
- [43] B. Navarrete Pino, Estudio computacional de los efectos de la composición química sobre el comportamiento de diagramas CCT calculados intercríticamente para el desarrollo de aceros avanzados de alta resistencia., Tesis para obtener el grado de Maestro en Metalurgia e Ingeniería de Materiales: Facultad de Ingeniería, Universidad Autónoma de San Luis Potosí, 2020.
- [44] A. J. Serrano, E. Soria y J. D. Martin, «Redes neuronales artificiales,» vol. 8, 2010.
- [45] K. Hinkelmann, Neural Networks, University of Applied Sciences Northwestern Switzerland, 2018.
- [46] M. H. Yousofi, H. Yousofi y S. Razavi, «Utilizing Automatic Recognition and Classification of Images for Pattern Recognition,» *International Journal of Intelligent Information Systems*, vol. 3, pp. 80-83, 2014.
- [47] A. Requena, «Universidad de Murcia,» [En línea]. Available: <https://www.um.es/LEQ/Atmosferas/Ch-VI-3/F63s4p3.htm>. [Último acceso: 21 marzo 2022].
- [48] S. Atria, «Atria Innovation,» 22 octubre 2019. [En línea]. Available: <https://www.atriainnovation.com/que-son-las-redes-neuronales-y-sus-funciones/>. [Último acceso: 21 marzo 2022].

- [49] D. J. Matich, *Redes Neuronales: Conceptos Básicos y Aplicaciones*, Buenos Aires, Argentina, 2001.
- [50] Facialix, 16 noviembre 2021. [En línea]. Available: <https://blog.facialix.com/curso-para-construir-tu-propia-red-neuronal-desde-cero-con-python/>. [Último acceso: 22 mayo 2022].
- [51] Irene Alvarado, «ml4a,» [En línea]. Available: https://ml4a.github.io/ml4a/es/neural_networks/. [Último acceso: 22 mayo 2022].
- [52] Academic, «Academic,» [En línea]. Available: <https://es-academic.com/dic.nsf/eswiki/508554>. [Último acceso: 21 marzo 2022].
- [53] J. Schmidhuber, «Deep Learning in Neural Networks: An Overview,» *Neural Networks*, nº 61, pp. 85-117, 2015.
- [54] V. K. Ojha, A. Abraham y V. Snášel, «Metaheuristic design of feedforward neural networks: A review of two decades of research,» *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, nº 60, pp. 97-116, 2017.
- [55] U. Mayo, N. Isasti, D. Jorge-Badiola, J. M. Rodríguez-Ibabe y P. Uranga, «An EBSD-based methodology for the characterization of intercritically deformed low carbon steel,» *Materials Characterization*, vol. 147, pp. 31-42, 2019.
- [56] «ASTM E384, Método de Prueba Estándar para Microindentación-Dureza de los materiales,» *ASTM International*, 2012.
- [57] «ASTM E1019-11, Standard Test Methods for Determination of Carbon, Sulfur, Nitrogen, and Oxygen in Steel, Iron, Nickel, and Cobalt Alloys by Various Combustion and Fusion Techniques,» *ASTM International*, 2011.
- [58] «ASTM E415-17, Standard Test Method for Analysis of Carbon and Low-Alloy Steel by Spark Atomic Emission Spectrometry,» *ASTM International*, 2017.

- [59] W. Jinghui, P. J., C. I. G., M. Hua y A. J. Deardo, «Image Quality Analysis: A New Method of Characterizing Microestructures,» *ISIJ International*, vol. 45, nº 2, pp. 254-262, 2005.
- [60] M. P. Black y R. L. Higginson, «An investigation into the use of electron back scattered diffraction to measure recrystallised fraction,» *Scripta Materialia*, vol. 41, nº 2, pp. 125-129, 1999.
- [61] A. W. Wilson y G. Spanos, «Application of orientation imaging microscopy to study phase transformations in steels,» *Materials Characterization*, vol. 46, pp. 407-418, 2001.
- [62] A. W. Wilson, J. D. Madison y G. Spanos, «Determining phase volume fraction in steels by electron backscattered diffraction,» *Scripta Materialia*, vol. 45, pp. 1335-1340, 2001.
- [63] B.-Y. Jeong, R. Gauvin y S. Yue, «EBSD Study of Martensite in a Dual Phase Steel,» *Microscopy and Microanalysis*, vol. 8, p. 700, 2002.
- [64] X. Tao y A. Eades, «Alternatives to Image Quality (IQ) Mapping in EBSD,» *Microscopy and Microanalysis*, vol. 8, nº 2, p. 692, 2002.
- [65] H. I. Aaronson, *Decomposition of Austenite by Diffusional Processes*, New York: Interscience, 1962.
- [66] V. Randle, *The Measurement of Grain Boundary Geometry*, Bristol and Philadelphia: Institute of Physics Publishing, 1993.
- [67] F. J. Humphreys, «Review Grain and subgrain characterisation by electron backscatter diffraction,» *Journal of Materials Science*, vol. 36, pp. 3833-3854, 2001.
- [68] M. Herrejón-Escutia, G. Solorio-Díaz, H. J. Vergara-Hernández, E. López-Martínez y O. Vázquez-Gómez, «Dilatometric model for determining the formation

of austenite during continuous heating in medium carbon steel,» *Journal of Thermal Analysis and Calorimetry*, vol. 137, pp. 399-410, 2019.

- [69] G. Liu, J. Li, S. Zhang, J. Wang y Q. Meng, «Dilatometric study on the recrystallization and austenization behavior of cold rolled steel with different heating rates,» *Journal of Alloys and Compounds*, vol. 666, pp. 309-316, 5 mayo 2016.
- [70] A. Navarro-López, J. Hidalgo, J. Sietsma y M. J. Santofimia, «Unravelling the mechanical behaviour of advanced multiphase steels isothermally obtained below MS,» *Mater Des*, vol. 188, 2020.
- [71] L. J. Zhao y L. H. Z. Q. Qian, «The combining effects of ausforming and below-MS or above-MS austempering on the transformation kinetics, microstructure and mechanical properties of low-carbon bainitic steel,» *Mater Des*, vol. 183, 2019.
- [72] A. Navarro-López, J. Sietsma y M. J. Santofimia, «Effect of prior athermal martensite on the isothermal transformation kinetics below MS in a low-C high-Si steel,» *Metall Mater Trans a*, vol. 47, pp. 1028-1039, 2016.
- [73] X. Y. Long, G. C. Zhao y F. Zhang, «Evolution of tensile properties with transformation temperature in medium-carbon carbide-free bainitic steel,» *Mater Sci Eng A*, vol. 775, 2020.
- [74] J. Tian, G. Xu, H. Hu, X. Wang y H. Zurob, «Transformation kinetics of carbide-free bainitic steels during isothermal holding above and below MS,» *Journal of Materials Research and Technology*, vol. 9, nº 6, pp. 13594-13606, 2020.
- [75] A. Metals, *Metallography and Microstructures*, 2004, pp. 1384-1485.
- [76] W. Tongliang, Q. Lihe, Y. Wenlu, L. Kaifang, Z. Fucheng y M. Jiangying, «Effect of ferrite-austenite morphology and orientation relationship on bainite

transformation in low-alloy TRIP steels,» *Materials Characterization*, vol. 184, p. 111656, 2022.

- [77] Y. Wang, X. Wu y X. Li, «Prediction and Analysis of Tensile Properties of Austenitic Stainless Steel Using Artificial Neural Network,» *Metals*, 2020.
- [78] Z. Guo y W. Sha, «Modelling the correlation between processing parameters,» *Computational Materials Science*, vol. 29, pp. 12-28, 2002.
- [79] E. López, O. Vázquez y B. Campillo, «Estimación del Esfuerzo de Fluencia de Soldaduras,» *Sociedad Mexicana de Ingeniería Mecánica*, vol. 5, nº 1, pp. 273-279, 2014.
- [80] M. Reddy-Paturi y H. Devarasetti, «Application of regression and artificial neural network analysis in modelling of surface roughness in hard turning of AISI 52100 steel,» *Materials Today: Proceedings*, vol. 5, pp. 4766-4777, 2018.
- [81] U. Alaneme y M. Mbadike, «Modelling of the mechanical properties of concrete with cement ratio partially replaced by aluminium waste and sawdust ash using artificial neural network,» *Springer*, 2019.